

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Επισκόπηση, Ανάπτυξη, Κατηγοριοποίηση και Στατιστική
Επεξεργασία των Ιδιαίτερων Χαρακτηριστικών τους

ΕΜΜΑΝΟΥΗΛ Γ. ΚΑΛΛΕΡΓΗΣ

ΧΑΝΙΑ 2003

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Επισκόπηση, Ανάπτυξη, Κατηγοριοποίηση και Στατιστική
Επεξεργασία των Ιδιαίτερων Χαρακτηριστικών τους

Διατριβή που υπεβλήθη για τη μερική ικανοποίηση των απαιτήσεων για την
απόκτηση μεταπτυχιακού διπλώματος ειδίκευσης

Υπό
ΕΜΜΑΝΟΥΗΛ Γ. ΚΑΛΛΕΡΓΗ

ΧΑΝΙΑ 2003

© **Copyright** Εμμανουήλ Γ. Καλλέργης 2003

Η διατριβή του Εμμανουήλ Γ. Καλλέργη εγκρίνεται

Αναπληρωτής Καθηγητής Νικόλαος Ματσατσίνης

Καθηγητής Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης

Αναπληρωτής Καθηγητής Αθανάσιος Μυγδαλάς

Αφιερώνεται στους γονείς μου, Ρένα και Γιώργη

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες.....	XIII
Σύντομο Βιογραφικό.....	XIV
Περίληψη Διατριβής.....	XV
Πρόλογος.....	XVII

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη.....	1
1.1 Ορισμοί τεχνητής νοημοσύνης.....	1
1.2 Προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης.....	2
1.3 Κριτήρια επιτυχίας τεχνητής νοημοσύνης.....	4
1.4 Χαρακτηριστικά τεχνικών ΤΝ.....	5
1.5 Η Τεχνητή Νοημοσύνη Σήμερα.....	6

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Νευρωνικά Δίκτυα.....	9
2.1 Εισαγωγή.....	9
2.1.1 Τι είναι το Νευρωνικό Δίκτυο;.....	10
2.1.2 Ιστορική Αναδρομή.....	11
2.1.3 Γιατί να χρησιμοποιήσουμε Νευρωνικά Δίκτυα;.....	13
2.1.4 Νευρωνικά Δίκτυα και Συμβατικοί Υπολογιστές.....	13
2.2 Ανθρώπινοι και Τεχνητοί Νευρώνες.....	14
2.2.1 Πώς λειτουργεί ο Ανθρώπινος Εγκέφαλος;.....	14
2.2.2 Από τους Βιολογικούς στους Τεχνητούς Νευρώνες.....	16
2.3 Βασικά Στοιχεία.....	17
2.3.1 Ένα πλαίσιο κατανεμημένης αναπαράστασης.....	17
2.3.2 Τοπολογίες Δικτύων.....	21
2.3.3 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	22
2.3.4 Αναγνώριση Προτύπων - ένα παράδειγμα.....	23
2.3.5 Ένας νευρώνας περισσότερο πολύπλοκος.....	26
2.4 Αρχιτεκτονική των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	27
2.4.1 Δίκτυα Προώθησης (Feed-forward).....	27
2.4.2 Δίκτυα Ανατροφοδότησης (Feed-back).....	28
2.4.3 Τα επίπεδα του δικτύου.....	28
2.4.4 Perceptrons.....	30
2.5 Εκπαίδευση ΤΝΔ.....	31
2.5.1 Η Διαδικασία Εκπαίδευσης.....	31

2.5.2 Ο Αλγόριθμος Back-Propagation.....	36
2.6 Άλλες Αρχιτεκτονικές ΤΝΔ.....	40
2.6.1 Δίκτυα Hopfield.....	40
2.6.2 Γενικευμένα Αναδρομικά Δίκτυα.....	42
2.7 Εφαρμογές των ΤΝΔ.....	46
2.7.1 Νευρωνικά Δίκτυα στην Πράξη.....	46
2.7.2 Νευρωνικά δίκτυα στην ιατρική.....	46
2.7.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα στη Διοίκηση Επιχειρήσεων.....	48
2.8 Επίλογος.....	50
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	
Ασαφής Λογική.....	51
3.1 Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική.....	51
3.1.1 Η Επινόηση της Ασαφούς Λογικής.....	51
3.1.2 Οι Χρήσεις της Ασαφούς Λογικής.....	52
3.1.3 Η Αξία των Ασαφών Συστημάτων.....	52
3.1.4 Ασαφή Συστήματα και Νευρωνικά Δίκτυα.....	53
3.1.5 Τα Πλεονεκτήματα από τη Χρήση της Ασαφούς Λογικής.....	54
3.2 Βασικά Χαρακτηριστικά της Ασαφούς Λογικής.....	58
3.2.1 Ασαφείς Αριθμοί.....	58
3.2.2 Οι Ασαφείς Αριθμοί ως Ασαφή Σύνολα.....	59
3.2.3 Ασαφή Σύνολα.....	61
3.2.4 Βασικές Πράξεις της Ασαφούς Λογικής.....	63
3.2.5 Λογικές Λειτουργίες.....	68
3.2.6 Ασαφής Προτασιακός Λογισμός.....	70
3.3. Δημιουργία Ασαφών Συστημάτων.....	76
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	
Συστήματα Γνώσης.....	79
4.1 Συλλογιστική Βασισμένη σε Μοντέλα.....	80
4.2 Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις.....	86
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5	
Έμπειρα Συστήματα.....	97
5.1 Εισαγωγή στα Έμπειρα Συστήματα.....	97
5.2 Ορισμοί των Έμπειρων Συστημάτων.....	99
5.3 Τυπικά Χαρακτηριστικά.....	101
5.4 Μερικά Παραδείγματα.....	103
5.4.1 MYCIN.....	104

5.4.2 PROSPECTOR	105
5.4.3 XCON (R1)	105
5.5 Η Μηχανική της Γνώσης (Knowledge Engineering)	106
5.5.1 Η Διαδικασία Εκμαίευσης της Γνώσης (Knowledge Elicitation)	107
5.5.2 Απεικόνιση Γνώσης (Knowledge Representation)	109
5.6 Λογισμικά Εργαλεία Κατασκευής Ε.Σ.	110
5.6.1 Γλώσσες υψηλού επιπέδου	110
5.6.2 Τα Κελύφη	114
5.6.3 Ειδικά προγραμματιστικά περιβάλλοντα	118
5.7 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των Ε.Σ.	120
5.8 Αξιοπιστία Έμπειρων Συστημάτων	122
5.8.1 Η ανεξαρτησία των Ε.Σ.	124
5.8.2 Αξιολόγηση των Ε.Σ.	125
5.8.3 Αναπαράσταση Γνώσης και Μηχανισμοί Εξαγωγής Συμπερασμάτων	127
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6	
Μηχανική μάθηση	129
6.1 Εισαγωγή	129
6.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης	132
6.2.1 Μπαιωζιανή μάθηση	134
6.2.2 Μάθηση βασισμένη στα στιγμιότυπα	139
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7	
Ευφυείς Πράκτορες	147
7.1 Εισαγωγή	147
7.2 Μία γενική περιγραφή της έννοιας "πράκτορας"	148
7.3 Αρχιτεκτονική Έξυπνων Πρακτόρων	150
7.4 Γλώσσες προγραμματισμού πρακτόρων	155
7.5 Εφαρμογές των Έξυπνων Πρακτόρων	158
7.6 Ευφυείς Πράκτορες: Μαθηματική Προσέγγιση	161
7.6.1 Τροπιστικοί πράκτορες	161
7.6.2 Υστερητικοί Πράκτορες	166
7.6.3 Πράκτορες Γνωστικού Επιπέδου	168
7.6.4 Πράκτορες Βαθμιαίου Γνωστικού Επιπέδου	173
7.6.5 Πιστότητα	177
7.6.6 Προσεκτικοί πράκτορες	183

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι	187
8.1 Εισαγωγή	187
8.2 Βιολογικό υπόβαθρο	189
8.3 Απλό παράδειγμα	191
8.4 Βασικά Μοντέλα Εξελικτικών Αλγόριθμων	195
8.4.1 Γενετικοί Αλγόριθμοι	196
8.4.2 Εξελικτικές Στρατηγικές	207
8.4.3 Εξελικτικός Προγραμματισμός	212
8.5 Θέματα κωδικοποίησης και εφαρμογής τελεστών	214
8.5.1 Επιλογή και Ποιότητα	214
8.5.2 Μετάλλαξη και Προσαρμογή	215
8.5.3 Ανασυνδυασμός και Προσαρμογή	216
8.5.4 Αναπαράσταση	217
8.6 Μερικά Θεωρητικά Θέματα	218
8.6.1 Το Θεώρημα Προτύπων Σχημάτων	218
8.6.2 Σύγκλιση των Εξελικτικών Αλγόριθμων	221
8.6.3 Υπολογιστική Πολυπλοκότητα	222
8.7 Εφαρμογές των Εξελικτικών Αλγορίθμων	223
8.8 Επίλογος	229

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

Μεθοδολογίες σχεδίασης Ευφυών ΣΥΑ	231
9.1 Εισαγωγή στα Ευφυή ΣΥΑ	231
9.2 Η δομή των Ευφυών ΣΥΑ	233
9.2.1 Ο χρήστης των Ευφυών ΣΥΑ	234
9.2.2 Ευφύες Interface	235
9.2.3 Ευφύεις Databases	239
9.2.4 Ευφύες Σύστημα Διαχείρισης της Βάσης Μοντέλων	241
9.2.5 Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων	242
9.3 Εργαλεία ανάπτυξης συστημάτων	243
9.4 Χαρακτηριστικά Ευφυών ΣΥΑ	247
9.5 Προκαταρκτική επισκόπηση των κατασκευαστών ΕΣΥΑ	251
9.6 Περιεκτική επισκόπηση των κατασκευαστών ΕΣΥΑ	254
9.6.1 Η δομή της επισκόπησης	254
9.6.2 Η φύση των ΕΣΥΑ που μελετήθηκαν	257
9.6.3 Μεθοδολογίες σχεδίασης που χρησιμοποιήθηκαν	259
9.6.4 Αξιολόγηση των μεθοδολογιών σχεδίασης	261
9.7 Ανάλυση των τυποποιημένων μεθοδολογιών σχεδίασης ΕΣΥΑ	266

9.7.1 Ένα πλαίσιο για σύγκριση.....	266
9.7.2 Οι μεθοδολογίες σχεδίασης ΕΣΥΑ.....	268
9.7.3 Τα αποτελέσματα της σύγκρισης.....	273
9.8 Συμπεράσματα.....	274
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10	
Επισκόπηση Ευφύων Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων.....	277
10.1 Εισαγωγή.....	277
10.2 Επισκόπηση Ευφύων ΣΥΑ.....	278
10.2.1 Αποτελέσματα - Συμπεράσματα.....	278
10.3 Παραδείγματα Ευφύων ΣΥΑ.....	290
10.3.1 Ένα ευφύς πρότυπο υποστήριξης αποφάσεων για αεροπορική καιρική πρόβλεψη.....	290
10.3.2 MAPS: An International Market Entry Planning System.....	295
10.3.3 Μια εφαρμογή υποστήριξης πολυκριτηρίων αποφάσεων για την παγκόσμια αγορά κατασκευής λογισμικού.....	300
10.3.4 OPDMS: Operations and Planning Data Management System.....	304
10.3.5 Decision Support for Call Center Management Using Simulation.....	307
10.3.6 PriceStrat: Ευφύς υποστήριξη αποφάσεων για την τιμολόγηση προϊόντων και υπηρεσιών.....	310
10.3.7 ProcessWeb: Web-enabled υποστήριξη αποφάσεων για το σχεδιασμό της δομής μιας virtual enterprise.....	316
10.3.8 Ένα ΕΣΥΑ με εφαρμογή στις επενδύσεις ακινήτων.....	319
 Βιβλιογραφία.....	323
 Παράρτημα Α. Framework to compare IDSS design methodologies	
Παράρτημα Β. Πίνακας Χαρακτηριστικών	

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Νίκο Ματσατσίνη για την ανάθεση του συγκεκριμένου θέματος για εκπόνηση Μεταπτυχιακής Διατριβής. Το υλικό που μου παρείχε και οι συμβουλές του, συνέβαλαν καθοριστικά στην ολοκλήρωση της διατριβής.

Ευχαριστώ, επίσης, τους φίλους μου Σταύρο Κεκάκη, για τη βοήθειά του στην καταχώριση ερευνητικών δεδομένων, και Άρη Μελετίου για την πρόθυμη συμπαράστασή του στην επίλυση σημαντικών διαδικαστικών προβλημάτων.

Ευχαριστώ, τέλος, τους μόνιμους «χορηγούς» μου, τους γονείς μου, που με στήριξαν πρόθυμα και υπομονετικά και σε αυτήν την προσπάθεια.

Σύντομο Βιογραφικό

Ο **Μανώλης Καλλέργης** απέκτησε το Δίπλωμα του Μηχανικού Παραγωγής και Διοίκησης από το Πολυτεχνείο Κρήτης το 2000. Την ίδια χρονιά εισήχθη στο Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Ειδίκευσης του Τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης στον Τομέα Οργάνωσης και Διοίκησης. Στη Διπλωματική του εργασία ασχολήθηκε ερευνητικά με την ανάλυση των κινήτρων, των δυσκολιών και των ωφελειών από την εφαρμογή προγραμμάτων διασφάλισης και πιστοποίησης ποιότητας κατά ISO 9000, στις ελληνικές επιχειρήσεις. Συμμετείχε σε ομάδα εργασίας στα πλαίσια ευρωπαϊκού ερευνητικού προγράμματος. Συμμετείχε και διακρίθηκε σε πανελλήνιους πανεπιστημιακούς αγώνες εκπροσωπώντας το Πολυτεχνείο Κρήτης.

Περίληψη Διατριβής

Τα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων είναι εργαλεία που βοηθούν στη λήψη αποφάσεων όταν υπάρχει αβεβαιότητα ή ελλιπής πληροφορία και, όταν αποφάσεις που περιέχουν κίνδυνο, πρέπει να ληφθούν με βάση την ανθρώπινη κρίση και εμπειρία. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα των ΕΣΥΑ έναντι των παραδοσιακών ΣΥΑ είναι ότι βοηθούν τον αποφασίζοντα μάλλον στην κατανόηση μιας δύσκολης απόφασης, παρά στην επίλυση του προβλήματος ή στη δημιουργία ενός, κατά κάποιο τρόπο, 'ορθού' προτύπου απόφασης (Holtzman, 1989). Τα ΕΣΥΑ παρέχουν την υποστήριξή τους συνδυάζοντας και εξελίσσοντας τεχνικές σε συνεργασία με Συστήματα Βασισμένα σε Γνώση και Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων. Τα ΕΣΥΑ έχουν οριστεί λεπτομερώς από τους Gottinger and Weimann (1992), Holtzman (1989), Buckner and Shah (1991), και είναι επίσης γνωστά ως 'Ευφυή Συστήματα Αποφάσεων', Holtzman (1989), 'Συστήματα Βασισμένα σε Εμπειρία', ('Expert-Based Systems', Goul and Tonge, 1987), 'ΣΥΑ Βασισμένα σε Γνώση', ('Knowledge Based DSSs', Klein and Methlie, 1995) και 'Συστήματα Υποστήριξης Εμπειρογνωμόνων', ('Expert Support Systems', Van Weelderen, 1991).

Κατά τη διάρκεια της περασμένης δεκαετίας, διάφορα ΕΣΥΑ αναπτύχθηκαν, και διευκρινίστηκε ότι τα ΕΣΥΑ βελτιώνουν σημαντικά τις ενδοεπιχειρησιακές διαδικασίες. Τυπικά, τα ΕΣΥΑ περιλαμβάνουν δρομολόγηση μέσω δικτύου (Powell et al., 1992), χρηματοοικονομική ανάλυση και προγραμματισμός (Klein and Methlie, 1991), λογική (Zeleznikow, 1995), σχεδίαση δικτύων επιτήρησης ακτών (Darby-Dowman et al., 1992), και εκτίμηση της προσπάθειας ανάπτυξης λογισμικού (Griech and Pomerol, 1994).

Ο σκοπός της εργασίας είναι η επισκόπηση των υπαρχόντων Ευφύων Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων, των μεθοδολογιών ανάπτυξής των, των Ευφύων Μεθόδων Υποστήριξης Αποφάσεων (τεχνικών της Τεχνητής Νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται) και των χαρακτηριστικών τους, η κατηγοριοποίησή τους ανάλογα με διάφορα χαρακτηριστικά και, τέλος, η στατιστική ανάλυση των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους.

Πρόλογος

Η χρησιμότητα της εργασίας αυτής έγκειται στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο ορισμένες βασικές τεχνολογίες εφαρμόζονται στην πράξη από τις επιχειρήσεις. Οι τεχνολογίες αυτές στηρίζονται σε μια πλειάδα επιστημών όπως η βιολογία, η νευρολογία, η ψυχολογία, η στατιστική και η επιστήμη υπολογιστών. Το πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης παρέχει ένα είδος κόλλας για τη σύνδεση των ιδεών που προκύπτουν από αυτές τις τεχνολογίες, συγκριτικά με την ισχύ τους, με σκοπό την επίλυση προβλημάτων διαφόρων τύπων.

Οι τεχνικές σχεδίασης που περιγράφονται αναπτύχθηκαν τις τελευταίες δεκαετίες: η συμβολική προσέγγιση (κανόνες, case-based reasoning και ασαφής λογική), η συνδυαστική προσέγγιση (νευρωνικά δίκτυα), η εξελικτική προσέγγιση (γενετικοί αλγόριθμοι) και η επαγωγική προσέγγιση (machine learning). Την ίδια στιγμή η τεχνολογία των βάσεων δεδομένων, η data warehousing και τα συστήματα OLAP, κάνουν ευκολότερη την πρόσβαση σε επιχειρησιακά δεδομένα. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς η δυσκολία πρόσβασης στα δεδομένα δημιουργούσε μεγάλους φραγμούς στην -εστιασμένη στα δεδομένα- υποστήριξη αποφάσεων. Τα εργαλεία που περιγράφονται επιτρέπουν στις επιχειρήσεις να προσπελαίνουν, να επιθεωρούν, να αντιλαμβάνονται και να διαχειρίζονται τα δεδομένα τους έτσι, ώστε να παίρνουν ευκολότερα αποφάσεις. Ουσιαστικά αποτελούν ένα σύνολο μηχανών αναζήτησης που προσπελαίνουν τα επιχειρησιακά δεδομένα.

Βέβαια, η χρήση ευφυών συστημάτων δεν οδηγεί απαραίτητα στη δημιουργία ευφυών επιχειρήσεων. Η τεχνολογία αποδίδει τα μέγιστα όταν αναπτύσσεται σωστά μέσα από καλοσχεδιασμένες επιχειρηματικές διαδικασίες. Παρά τη χρησιμότητα των μεθόδων και την ισχύ των τεχνικών που περιγράφονται, δεν υπάρχουν μαγικά κουτιά. Δεν υπάρχει πλαίσιο, μεθοδολογία ή τεχνική που να εξαλείφει την ανάγκη για κριτική σκέψη, δημιουργικότητα και περιέργεια για τα προς επίλυση προβλήματα.

Η εργασία αποτελείται από δέκα κεφάλαια και δύο παραρτήματα. Αναφέρεται σε επτά ευφυείς μεθόδους και δυο ερευνητικές εργασίες. Τα οχτώ πρώτα κεφάλαια πραγματεύονται την εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης και τη συνεισφορά των μεθόδων της στην ανάπτυξη Ευφυών Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων. Στο ένατο κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή στα Ευφυή ΣΥΑ, τη δομή

και τα χαρακτηριστικά τους. Αναφέρονται, επίσης, οι μεθοδολογίες σχεδίασης Ευφυών ΣΥΑ και τα αποτελέσματά τους στην πράξη. Το δέκατο κεφάλαιο, τέλος, παρουσιάζει τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη μελέτη Ευφυών ΣΥΑ (δείγμα σαράντα τεσσάρων συστημάτων) μέσα από ένα σύνολο δημοσιευμένων άρθρων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη

Υπάρχουν πολλοί ορισμοί που έχουν προταθεί για τον όρο τεχνητή νοημοσύνη (ΤΝ). Κάθε ένας από τους ορισμούς δίνει έμφαση σε κάποια χαρακτηριστικά του τομέα αυτού της επιστήμης των υπολογιστών. Παρακάτω αναφέρονται μερικοί ορισμοί.

1.1 Ορισμοί τεχνητής νοημοσύνης

Τεχνητή νοημοσύνη είναι η μελέτη των τεχνικών και διεργασιών που επιτρέπουν σε μία μηχανή να επιδείξει συμπεριφορά η οποία όταν επιδεικνύεται από ανθρώπους χαρακτηρίζεται έξυπνη.

Σύμφωνα με την Rich [Rich & Knight, 1991], "η τεχνητή νοημοσύνη είναι η μελέτη του τρόπου που θα επιτρέψει στους υπολογιστές να κάνουν πράγματα, στα οποία προς το παρόν, ο άνθρωπος είναι καλύτερος".

Τεχνητή νοημοσύνη είναι ο κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με συμβολικές, δηλωτικές μεθόδους για τη λύση προβλημάτων.

Η τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνει την μελέτη της διαδικασίας της ανθρώπινης νοημοσύνης και την αναπαραγωγή αυτών των διαδικασιών ή των αποτελεσμάτων τους από την μηχανή. Σύμφωνα με τους Winston και Prendergast (1992), οι κύριοι στόχοι της τεχνητής νοημοσύνης είναι:

1. να καταστήσει τους υπολογιστές έξυπνότερους
2. να κατανοήσει τι είναι νοημοσύνη και
3. να καταστήσει τις μηχανές χρησιμότερες.

Ορισμένα χαρακτηριστικά της νοημοσύνης είναι:

- η μάθηση ή η κατανόηση από εμπειρία
- η διεξαγωγή συμπερασμάτων από ασαφή μηνύματα

- η άμεση και επιτυχής αντίδραση σε νέες καταστάσεις
- η χρήση της λογικής για την επίλυση προβλημάτων
- η αντιμετώπιση σύνθετων καταστάσεων
- η απόκτηση και χρήση γνώσης
- η κατανόηση της σχετικής σημασίας διαφόρων στοιχείων μιας κατάστασης

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό της τεχνητής νοημοσύνης είναι η συμβολική επεξεργασία. Οι υπολογιστές αρχικά σχεδιάστηκαν ειδικά για την επεξεργασία μεγάλου όγκου αριθμών. Οι άνθρωποι ωστόσο, συνηθίζουν να σκέφτονται συμβολικά και όχι με νούμερα. Η ανθρώπινη νοημοσύνη εν μέρει φαίνεται ότι οφείλεται στη δυνατότητα του νου να μεταχειρίζεται σύμβολα - όχι αριθμούς.

Τα συστήματα παραγωγής (production systems) δημιουργήθηκαν για να περιγράψουν τον τρόπο με τον οποίο ο άνθρωπος επεξεργάζεται την συμβολική πληροφορία. Τα συστήματα αποτελούνται από δύο μέρη:

- τους κανόνες παραγωγής (production rules) ή if-then κανόνες και
- τη μνήμη εργασίας

Ένας ψυχολόγος θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει ένα σύστημα παραγωγής ως εξής: τα γεγονότα που συμβαίνουν γύρω μας, δημιουργούν ερεθίσματα. Αντιλαμβανόμαστε τα ερεθίσματα με τις αισθήσεις μας και τα καταχωρούμε προσωρινά. Ορισμένα ερεθίσματα μεταφέρονται στην μνήμη εργασίας και ενεργοποιούν κάποιους if-then κανόνες.

1.2 Προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης

Για να προσεγγίσουμε την έννοια της ΤΝ είναι προτιμότερο να εξετάσουμε τα προβλήματα με τα οποία ασχολήθηκε και ασχολείται η ΤΝ.

Τα πρώτα προβλήματα που προσπάθησε να λύσει η ΤΝ εντάσσονται στην κατηγορία των **τυπικών καθηκόντων**. Χαρακτηριστικά προβλήματα αυτής της κατηγορίας είναι τα παίγνια και η απόδειξη θεωρημάτων. Ο Samuel έγραψε το 1960 ένα πρόγραμμα που παίζει ντάμα, το οποίο μπορούσε να βελτιώσει την ικανότητα του μέσω της εμπειρίας. Το πρόγραμμα Logic Theorist (1963) ήταν μια από τις πρώτες προσπάθειες να αποδειχθούν μαθηματικά θεωρήματα με τη βοήθεια υπολογιστή. Το πρόγραμμα του Gelernter είχε σαν πεδίο του την γεωμετρία. Τα παιγνίδια και η απόδειξη θεωρημάτων θεωρούνται δραστηριότητες που επιδεικνύουν νοημοσύνη. Παρ' όλα αυτά, στις αρχές της ιστορίας της ΤΝ,

θεωρήθηκε ότι οι υπολογιστές θα μπορούσαν να λύσουν σχετικά εύκολα τέτοια προβλήματα, αφού το μόνο που χρειαζόταν ήταν να αναζητηθεί ολόκληρος ο χώρος των δυνατών λύσεων ενός προβλήματος και να επιλεγεί η καλύτερη λύση. Βασίστηκαν δηλαδή στην τεχνική της αναζήτησης λύσεων. Αυτή η διαδικασία δεν απαιτεί νοημοσύνη και προγραμματίζεται σχετικά εύκολα. Η θεώρηση όμως του προβλήματος αυτού σαν εύκολο αποδείχθηκε λάθος, γιατί στα περισσότερα προβλήματα του είδους, ο χώρος των λύσεων είναι εκρηκτικά μεγάλος. Τόσο μεγάλος ώστε κανένας υπολογιστής όσο γρήγορος και να είναι και όσο μεγάλη μνήμη και να έχει δεν μπορεί να τον εξαντλήσει σε αποδεκτό χρόνο (ούτε του φτάνει η διαθέσιμη μνήμη).

Για παράδειγμα, στο σκάκι, αν θεωρήσουμε ότι ο μέσος όρος των πιθανών επόμενων κινήσεων είναι 35 και ο μέσος όρος των συνολικών κινήσεων μιας παρτίδας είναι 50, τότε ο συνολικός χώρος καταστάσεων (πιθανές θέσεις πιονιών στην σκακιέρα) περιλαμβάνει $35^{50} = 1,5 \times 10^{77}$ καταστάσεις, αριθμός εκρηκτικά μεγάλος. Το συμπέρασμα είναι ότι η απλή αναζήτηση του χώρου των λύσεων δεν είναι αποτελεσματική για τη λύση προβλημάτων.

Ένα άλλο σκέλος της ΤΝ ασχολήθηκε με προβλήματα **κοινής λογικής** (commonsense reasoning), όπως οι συνέπειες απλών ενεργειών και η εξαγωγή συμπερασμάτων, π.χ. όταν αφήσεις κάτι, θα πέσει στο πάτωμα και θα σπάσει. Το πρόγραμμα General Problem Solver (Edward A. Feigenbaum and Julian Feldman, 1963) βασιζόταν στην τεχνική της σταδιακής προσέγγισης. Με την τεχνική αναζήτησης λύσεων ξεκινάμε από την αρχική κατάσταση και εξαντλούμε το δέντρο των πιθανών επόμενων κινήσεων μέχρι να φτάσουμε σε μια τελική κατάσταση η οποία είναι λύση ή είναι κατάσταση χωρίς επόμενες κινήσεις (αδιέξοδο). Με την τεχνική της σταδιακής προσέγγισης ξεκινάμε με δεδομένες την αρχική και την επιθυμητή τελική κατάσταση (λύση) και τις προσεγγίζουμε βρίσκοντας μια ενδιάμεση κατάσταση. Στη συνέχεια εφαρμόζουμε την ίδια τεχνική χρησιμοποιώντας σαν δεδομένα α) την αρχική και την ενδιάμεση κατάσταση και β) την ενδιάμεση και την τελική κατάσταση. Το πρόβλημα λύνεται όταν φτάσουμε σε μια ανάλυση όπου όλες οι ενδιάμεσες καταστάσεις μπορούν να ενωθούν με απλές πιθανές κινήσεις. Η τεχνική αυτή εφαρμόστηκε σε προβλήματα κοινής λογικής καθώς και στη συμβολική επεξεργασία λογικών εκφράσεων. Τα προβλήματα όμως που λύθηκαν ήταν απλά.

Καθώς η ΤΝ αναπτύχθηκε και αναπτύχθηκαν παράλληλα τεχνικές διαχείρισης μεγάλων όγκων δεδομένων έγιναν προσπάθειες να εκτελεστούν πολύπλοκα

καθήκοντα όπως η αντίληψη, η όραση, ο λόγος, η κατανόηση φυσικής γλώσσας και λύση προβλημάτων σε ειδικούς τομείς όπως η ιατρική διάγνωση και η χημική ανάλυση.

Η αντίληψη του γύρω κόσμου είναι εξαιρετικά σημαντική για την επιβίωση του ανθρώπου. Τα ζώα, ενώ έχουν πολύ μικρότερο βαθμό νοημοσύνης από τον άνθρωπο, είναι περισσότερο ικανά σε καθήκοντα αντίληψης (π.χ. όραση) από οποιαδήποτε σημερινή μηχανή. Η ικανότητα επικοινωνίας μέσω της ομιλίας είναι ίσως η πιο σημαντική διαφορά μεταξύ ζώων και ανθρώπων. Το πρόβλημα της κατανόησης φυσικής ομιλίας είναι εξαιρετικά δύσκολο. Το πρόβλημα απλοποιείται αν περιοριστούμε στο γραπτό λόγο. Με αυτόν τον τομέα της ΤΝ ασχολείται η κατανόηση φυσικής γλώσσας. Για την κατανόηση του λόγου απαιτούνται γνώσεις γραμματικής και συντακτικού της γλώσσας, αλλά όχι μόνο. Απαιτείται επίσης κατανόηση της σημασίας του περιεχομένου των προτάσεων και γνώση γύρω από το γνωστικό αντικείμενο.

Εκτός από τα παραπάνω καθημερινά κοινά προβλήματα οι άνθρωποι και η ΤΝ ασχολούνται και με πιο εξειδικευμένα προβλήματα που απαιτούν **εξειδικευμένη γνώση**, όπως η ιατρική διάγνωση, η οικονομική ανάλυση, η μηχανική κ.α.

Για έναν άνθρωπο συνήθως η σειρά εκμάθησης λύσης των παραπάνω προβλημάτων είναι η ακόλουθη: αρχικά αναπτύσσονται οι ικανότητες αντίληψης και παράλληλα η καθημερινή κοινή λογική. Αργότερα κι όχι πάντα αναπτύσσονται οι ικανότητες εξειδικευμένων προβλημάτων. Μια πρώτη θεώρηση της ΤΝ ήταν ότι το ίδιο θα μπορούσε να ισχύει και για τις μηχανές. Η θεώρηση αυτή αποδείχθηκε λανθασμένη. Παρόλο που τα εξειδικευμένα προβλήματα θεωρούνται πιο δύσκολα και φαίνεται ότι απαιτούν πολλές και εξειδικευμένες γνώσεις, σε τελική ανάλυση απαιτούν λιγότερη γνώση από τα καθημερινά καθήκοντα, και είναι πιο εύκολη η αναπαράσταση και η αποθήκευση εξειδικευμένης γνώσης. Παραδείγματα τέτοιων συστημάτων είναι τα έμπειρα συστήματα που σήμερα βρίσκουν πάρα πολλές εφαρμογές στην πράξη.

1.3 Κριτήρια επιτυχίας τεχνητής νοημοσύνης

Ένα από τα πρώτα ερωτήματα που απασχόλησε τους ειδικούς ΤΝ είναι το ακόλουθο: *πότε μπορούμε να πούμε ότι η ΤΝ έχει πετύχει το σκοπό της, δηλαδή να κατασκευάσει μηχανές που αναπτύσσουν και επιδεικνύουν νοημοσύνη;*

Ο Alan Turing (μαθηματικός που θεωρείται από τους πατέρες την επιστήμης υπολογιστών) έδωσε μια απλή απάντηση στο ερώτημα αυτό: *όταν δεν μπορούμε να*

ξεχωρίσουμε τη μηχανή από έναν άνθρωπο. Ο Turing όρισε επίσης και μια δοκιμή, το Turing Test (1950), το οποίο έχει ως εξής: Ένας άνθρωπος Α κάθεται μπροστά σε ένα τερματικό υπολογιστή. Σε έναν άλλο οπτικά απομονωμένο χώρο κάθεται ο Β μπροστά σε ένα τερματικό. Τα δυο τερματικά επικοινωνούν μεταξύ τους. Ο Β μπορεί να είναι ένας άλλος άνθρωπος ή μια μηχανή. Ο Α κάνει ερωτήσεις στον Β μέσω του τερματικού για ένα χρονικό διάστημα. Ο Β απαντά σε όλες τις ερωτήσεις του Α. Στο τέλος του τεστ ο Α πρέπει να αποφανθεί αν στις ερωτήσεις του απαντούσε ένας άνθρωπος ή μια μηχανή. Αν ο Α δεν μπορεί να ξεχωρίσει τη μηχανή από τον άνθρωπο, τότε θεωρείται ότι η μηχανή πέρασε με επιτυχία το τεστ, έχει δηλαδή νοημοσύνη.

Το τεστ του Turing είναι εξαιρετικά δύσκολο. Ο Α μπορεί να κάνει οποιεσδήποτε ερωτήσεις, ακόμα και ερωτήσεις παγίδες. Μπορεί να εξετάσει γνώσεις σε θέματα αθλητικά, πολιτικά, οικονομικά ή να κάνει ασυνάρτητες ερωτήσεις. Σε κάθε περίπτωση εξετάζεται η ικανότητα κατανόησης των ερωτήσεων και η ικανότητα επικοινωνίας του Β κι όχι οι γνώσεις του. Ο Β πρέπει να αποδείξει ότι είναι άνθρωπος κι όχι παντογνώστης. Αν για παράδειγμα ο Α ρωτούσε ποιο είναι το γινόμενο δυο πολύ μεγάλων αριθμών, η μηχανή θα μπορούσε να απαντήσει σε κλάσματα του δευτερολέπτου αλλά αυτό θα την πρόδιδε. Μια πιο έξυπνη ενέργεια θα ήταν ίσως να απαντήσει ότι δεν μπορεί να λύσει το πρόβλημα ή να δώσει μια λανθασμένη απάντηση μετά από ένα λεπτό.

Δεν έχει κατασκευαστεί ακόμα μηχανή που μπορεί να περάσει το τεστ του Turing. Ούτε μπορούμε να προβλέψουμε αν θα μπορέσει κάποτε μια μηχανή να περάσει το τεστ αυτό. Θεωρητικά βέβαια θα μπορούσε κανείς να αποθηκεύσει όλες τις πιθανές διαδοχές ερωτήσεων του Α και τις ανάλογες δυνατές απαντήσεις και το πρόγραμμα να αναζητά κάθε φορά μέσα στο σύνολο των πιθανών απαντήσεων. Μια τέτοια υλοποίηση είναι πρακτικά αδύνατη αλλά τίθεται και το ακόλουθο ερώτημα: θα ήταν πραγματικά έξυπνη αυτή η υποθετική μηχανή; Οι απόψεις διχάζονται. Υπάρχουν αυτοί που υποστηρίζουν ότι δεν έχει σημασία το πώς καταλήγει μια μηχανή να δείχνει έξυπνη αλλά το τελικό αποτέλεσμα. Και υπάρχουν και οι αντίθετοι που θεωρούν ότι η σχεδίαση της μηχανής είναι σημαντική κι όχι μόνο η λειτουργία της. Οι τελευταίοι υποστηρίζουν ότι τεχνικές ΤΝ μπορούν να χαρακτηριστούν μόνο οι τεχνικές που έχουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

1.4 Χαρακτηριστικά τεχνικών ΤΝ

Μια τεχνική επίλυσης ενός προβλήματος μπορεί να θεωρηθεί τεχνική ΤΝ όταν έχει

τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- **Γενική:** μια τεχνική πρέπει να επιτρέπει τη γενίκευση της ήδη υπάρχουσας γνώσης για την επίλυση μεγαλύτερων προβλημάτων του ίδιου είδους.
- **Κατανοητή:** μια τεχνική πρέπει να είναι κατανοητή, να μπορούμε δηλαδή να δικαιολογήσουμε τα αποτελέσματα.
- **Ευμετάβλητη:** μια τεχνική πρέπει να είναι δυναμική, να επιτρέπει την εύκολη εισαγωγή γνώσης.
- **Αποτελεσματική:** μια τεχνική πρέπει να περιορίζει τον αριθμό καταστάσεων ενός προβλήματος που πρέπει να αναζητηθούν, να μας οδηγεί λοιπόν σαν μια πυξίδα προς τις λύσεις του προβλήματος.

Με βάση τα προηγούμενα, πολλοί συγγραφείς διακρίνουν στην ιστορία της ΤΝ τέσσερις περιόδους. Την προϊστορική, όπου η ΤΝ ουσιαστικά προαναγγέλλεται σε διηγήματα επιστημονικής φαντασίας, την κλασική (μέχρι τα μέσα της δεκαετίας του 1960) όπου αναπτύχθηκαν συστήματα που έπαιζαν παιχνίδια και έλυναν γρίφους, τη ρομαντική (μέχρι τα μέσα της δεκαετίας του 1970) κατά την οποία οι προσπάθειες επικεντρώνονται στην ανάπτυξη συστημάτων που κατανοούν ιστορίες και διάλογους σε φυσική γλώσσα, και τη μοντέρνα (μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 1980) η οποία χαρακτηρίζεται από την ανάπτυξη συστημάτων που βασίζονται στη γνώση και την εμπορική εκμετάλλευση των αποτελεσμάτων της έρευνας γύρω από την ΤΝ.

Αυτήν τη στιγμή βιώνουμε τη μετα-μοντέρνα περίοδο στην οποία η ΤΝ καλείται να παίξει ένα σημαντικό ρόλο σε ένα νέο πληροφοριακό περιβάλλον του οποίου κύριο χαρακτηριστικό είναι η εξάπλωση του διαδικτύου. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην ανάπτυξη προγραμμάτων και τεχνικών (όπως τα προγράμματα πράκτορες) που διευκολύνουν τη χρήση του διαδικτύου (αναζήτηση πληροφοριών) ή την ανάπτυξη εφαρμογών που σχετίζονται με αυτό (όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο).

1.5 Η Τεχνητή Νοημοσύνη Σήμερα

Τα τελευταία χρόνια υπήρξαν σημαντικές εξελίξεις σε εφαρμογές της ΤΝ όπως η *ρομποτική, η μηχανική όραση, η μηχανική μάθηση και ο σχεδιασμός ενεργειών*. Αυτήν τη στιγμή υπάρχουν ευφυή συστήματα τα οποία βοηθούν το χρήστη στη λειτουργία ορισμένων προγραμμάτων ευρείας καθημερινής χρήσης (π.χ. Office Assistant) ή στην αναζήτηση στο διαδίκτυο. Ο σχεδιασμός ενεργειών έχει εφαρμοστεί με

επιτυχία σε προγραμματισμό παραγωγής σε βιομηχανίες, σε αποστολές στο διάστημα, σε αντιμετώπιση κρίσεων, κλπ. Επίσης υπάρχουν συστήματα αναγνώρισης φωνής τα οποία κάνουν κρατήσεις για αεροπορικές θέσεις τηλεφωνικά, βρίσκοντας τις βέλτιστες πτήσεις με κριτήρια το κόστος και το χρόνο (π.χ. το σύστημα PEGASUS) ή δίνουν διάφορες πληροφορίες γενικού ενδιαφέροντος (π.χ. η φωνητική πόλη MyCosmos).

Επιπλέον υπάρχουν έμπειρα συστήματα πραγματικού χρόνου) (π.χ. το σύστημα MARVEL) που επεξεργάζονται τα δεδομένα που μεταδίδονται από διαστημόπλοια διεκπεραιώνοντας συνηθισμένες εργασίες και ενεργοποιώντας το συναγερμό σε δύσκολες καταστάσεις. Ακόμη υπάρχουν ρομποτικά συστήματα που οδηγούν αυτοκίνητα σε αυτοκινητόδρομο χρησιμοποιώντας βιντεοκάμερες και αποστασιόμετρα, συστήματα που διεξάγουν ιατρικές διαγνώσεις, συστήματα που ελέγχουν και ρυθμίζουν την κυκλοφορία αυτοκινήτων σε πολυσύχναστους δρόμους, συστήματα που ελέγχουν την εναέρια κυκλοφορία των αεροπλάνων και πολλά άλλα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Νευρωνικά Δίκτυα

2.1 Εισαγωγή

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι μία σχετικά νέα ιδέα στο χώρο των υπολογιστών η οποία βασίστηκε σε έρευνες μοντελοποίησης της δομής και της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η ιδέα προϋπήρχε από τη δεκαετία του '40 αλλά ήταν οι σχετικά πρόσφατες (δεκαετία του '80) εξελίξεις στο υλικό και το λογισμικό των Η/Υ οι οποίες καθιέρωσαν τις αρχές μελέτης και υλοποίησης και γενικότερα την έρευνα στο χώρο των ΤΝΔ.

Είναι γνωστό ότι οι συμβατικοί Η/Υ υπερτερούν των ανθρώπων στην ταχύτητα και ικανότητα εκτέλεσης αριθμητικών πράξεων. Από την άλλη μεριά οι Η/Υ εμφανίζονται να είναι ακατάλληλοι για την επεξεργασία δεδομένων τα οποία δεν είναι ακριβή, δεν είναι πλήρη ή έχουν "θόρυβο". Αυτή την εικόνα κατάφερε να αλλάξει εν μέρει η έρευνα στο χώρο των ΤΝΔ, η οποία κατάφερε να πραγματοποιήσει δύσκολες εργασίες οι οποίες θεωρούνταν μοναδικό προνόμιο του ανθρώπου.

Οι συμβατικοί Η/Υ χρειάζονται μία βήμα-βήμα λύση ενός προβλήματος και τον προγραμματισμό τους με μια σειρά εντολών την οποία πρέπει να ακολουθήσουν για να λύσουν το πρόβλημα. Αντιθέτως, τα ΤΝΔ δεν χρειάζονται μια συγκεκριμένη περιγραφή της λύσης του προβλήματος, αλλά ο χρήστης επιτρέπει στο ΤΝΔ να εκπαιδευτεί και να προσαρμοστεί κατά τη διάρκεια μιας περιόδου εκπαίδευσης.

Η εκπαίδευση συνήθως περιλαμβάνει ένα σύνολο δεδομένων με καθορισμένη δομή, το οποίο αποτελεί το υλικό εκπαίδευσης του ΤΝΔ. Δεδομένου ενός ικανοποιητικού πλήθους δεδομένων, το ΤΝΔ μπορεί να μάθει τις βασικές αρχές της λύσης και να χρησιμοποιηθεί στη λύση παρόμοιων άλλων νέων προβλημάτων.

2.1.1 Τι είναι το Νευρωνικό Δίκτυο;

Τα μοντέλα των ΤΝΔ είναι αλγόριθμοι γνωστικών διαδικασιών, όπως η μάθηση και η βελτιστοποίηση, οι οποίοι βασίζονται σε έννοιες που προέρχονται από την έρευνα της φύσης του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) είναι ένα μοντέλο επεξεργασίας πληροφοριών εμπνευσμένο από τον τρόπο με τον οποίο βιολογικά νευρικά συστήματα, όπως ο εγκέφαλος, επεξεργάζονται πληροφορίες. Το βασικό στοιχείο αυτού του μοντέλου είναι η πρωτότυπη δομή του συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών. Αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό πυκνά διασυνδεδεμένων *στοιχείων επεξεργασίας (νευρώνες - neurons)*, οι οποίοι δουλεύουν αρμονικά για να λύσουν συγκεκριμένα προβλήματα. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, ακριβώς όπως και οι άνθρωποι, μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων. Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο δημιουργείται για μια συγκεκριμένη εφαρμογή, όπως αναγνώριση προτύπων ή ταξινόμηση δεδομένων, μέσω μιας διαδικασίας μάθησης. Η μάθηση σε βιολογικά συστήματα περιλαμβάνει προσαρμογές/ρυθμίσεις στις συναπτικές ενώσεις που υπάρχουν μεταξύ των νευρώνων. Αυτό ισχύει και στην περίπτωση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Με μαθηματικούς όρους, ένα ΤΝΔ ορίζεται ως ένας προσανατολισμένος γράφος με τις εξής ιδιότητες:

1. Μία μεταβλητή κατάστασης n_i , ανατίθεται σε κάθε κόμβο (node) i .
2. Σε κάθε σύνδεσμο (link) μεταξύ δύο κόμβων i και k ανατίθεται ένα βάρος (weight) w_{ik} με τιμή πραγματικό αριθμό.
3. Μία τιμή πόλωσης (bias) θ_i , ανατίθεται σε κάθε κόμβο (node) i .
4. Για κάθε κόμβο i ορίζεται μία συνάρτηση μεταβίβασης/ενεργοποίησης (transfer/activation function) $f_i[n_k, w_{ik}, \theta_i \ (k \neq i)]$ η οποία καθορίζει την κατάσταση του κόμβου συναρτήσει της πόλωσής του, των βαρών των εισερχόμενων συνδέσμων και της κατάστασης των κόμβων οι οποίοι συνδέονται μέσω αυτών των συνδέσμων.

Στην καθιερωμένη ορολογία οι κόμβοι ονομάζονται **νευρώνες (neurons)**, οι σύνδεσμοι ονομάζονται **συνάψεις (synapses)** και η πόλωση είναι γνωστή ως **κατώφλι ενεργοποίησης (activation threshold)**. Η συνάρτηση μεταβίβασης

συνήθως έχει την μορφή $f\left(\sum_k w_{ik}n_k - \theta_i\right)$, όπου $f(x)$ είναι είτε μία μη συνεχής

βηματική συνάρτηση, είτε η ομαλά αυξανόμενη γενίκευσή της, γνωστή ως *σιγμοειδής* συνάρτηση (*sigmoid function*). Κόμβοι χωρίς εισερχόμενους συνδέσμους ονομάζονται *νευρώνες εισόδου* (*input neurons*) και κόμβοι χωρίς εξερχόμενους συνδέσμους ονομάζονται *νευρώνες εξόδου* (*output neurons*). Ένα δίκτυο το οποίο τοπολογικά δεν έχει αναδρομικές συνδέσεις ονομάζεται *feed-forward*.

2.1.2 Ιστορική Αναδρομή

Οι προσομοιώσεις Νευρωνικών Δικτύων θεωρούνται από πολλούς ως πρόσφατη εξέλιξη. Ωστόσο, ο τομέας αυτός καθιερώθηκε πριν από την έλευση των υπολογιστών και έχει καταγράψει τουλάχιστον μια περίοδο ανάσχεσης της δραστηριότητάς του.

Το αρχικό ενδιαφέρον για τα *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα* (*Artificial Neural Networks* ή *Connectionists models* ή *parallel distributed processing*) εμφανίστηκε μετά την εισαγωγή του μοντέλου απλοποιημένου νευρώνα από τους McCulloch και Pitts το 1943 (McCulloch & Pitts, 1943). Αυτοί οι νευρώνες παρουσιάστηκαν ως μοντέλα των βιολογικών νευρώνων και ως εννοιολογικά μέρη δικτύων τα οποία μπορούν να εκτελέσουν κάποιες υπολογιστικές διεργασίες. Η τεχνολογία που ήταν διαθέσιμη τότε δεν τους επέτρεψε να παράγουν κάτι το ιδιαίτερο.

Όταν το 1969 οι Minsky και Papert δημοσίευσαν το βιβλίο τους "*Perceptrons*" (Minsky & Papert, 1969) στο οποίο παρουσίαζαν τα αρνητικά σημεία του απλοποιημένου μοντέλου νευρώνα (*perceptron*), το μεγαλύτερο μέρος της χρηματοδότησης της έρευνας στο χώρο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) ανακατευθύνθηκε σε άλλες ερευνητικές περιοχές. Μόνο λίγοι ερευνητές παρέμειναν στο χώρο των ΤΝΔ, με πιο γνωστούς τους T. Kohonen, S. Grossberg, J. Anderson και K. Fukushima.

Το ενδιαφέρον για τα ΤΝΔ αναζωογονήθηκε μόνο μετά από κάποια σημαντικά θεωρητικά αποτελέσματα στις αρχές της δεκαετίας του '80 και την ανάπτυξη των δυνατοτήτων επεξεργασίας των Η/Υ. Αυτό το ανανεωμένο ενδιαφέρον αντανάκλα στην αύξηση του αριθμού των ερευνητών, στην αυξημένη χρηματοδότηση, τον αριθμό των συνεδρίων και των περιοδικών στο χώρο των ΤΝΔ. Στις μέρες μας πολλά εκπαιδευτικά ιδρύματα έχουν εργαστήρια ή ερευνητικά κέντρα και ομάδες στο χώρο των ΤΝΔ.

Αν και το ενδιαφέρον του κοινού και η διαθέσιμη χρηματοδότηση ήταν ελάχιστες, αρκετοί ερευνητές συνέχισαν να εργάζονται για να αναπτύξουν υπολογιστικές μεθόδους βασισμένες σε νευρομορφικές ιδέες για τη λύση

προβλημάτων, όπως η αναγνώριση προτύπων. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, αναπτύχθηκαν αρκετά παραδείγματα, τα οποία η σύγχρονη έρευνα συνεχίζει να βελτιώνει. Η επίδραση του Grossberg (Steve Grossberg και Gail Carpenter, 1988) ίδρυσε μια σχολή σκέψης, η οποία ερευνά resonating αλγορίθμους. Ανέπτυξαν τα δίκτυα ART (Adaptive Resonance Theory) βασιζόμενοι σε βιολογικώς πιθανά μοντέλα. Οι Anderson και Kohonen ανέπτυξαν συσχετιστικές τεχνικές ανεξάρτητα από τους προαναφερθέντες. Ο Klopff (A. Henry Klopff, 1972), ανέπτυξε τη βάση για την εκπαίδευση τεχνητών νευρώνων, βασιζόμενος στη βιολογική αρχή εκπαίδευσης των νευρών που ονομάζεται ετερόσταση. Ο Werbos (Paul Werbos, 1974) ανέπτυξε και χρησιμοποίησε την μέθοδο εκπαίδευσης, η οποία άρχισε να γίνεται δημοφιλής ύστερα από αρκετά χρόνια. Τα δίκτυα back-propagation είναι, πιθανώς, τα πλέον γνωστά και περισσότερο εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα σήμερα. Στην ουσία, το back-propagation δίκτυο είναι ένα perceptron με πολλαπλά επίπεδα, με διαφορετική συνάρτηση τιμής-ορίου στον τεχνητό νευρώνα και ένα πολύ περισσότερο σταθερό και ικανό κανόνα εκπαίδευσης. Ο Amari (A. Shun-Ichi, 1967) ενδιαφέρθηκε περισσότερο για θεωρητικές ανακαλύψεις. Εξέδωσε μία εργασία, η οποία καθιέρωσε μια μαθηματική θεωρία για μια βάση εκπαίδευσης (μέθοδος διόρθωσης του σφάλματος), η οποία ασχολούνταν με συσχετιστική κατηγοριοποίηση. Ο Fukushima (F. Kunihiro, 1975) ανέπτυξε ένα, εκπαιδευόμενο σε βήματα, νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών επιπέδων για ερμηνεία χειρόγραφων χαρακτήρων. Το αρχικό δίκτυο εκδόθηκε το 1975 και ονομαζόταν Cognitron.

Η πρόοδος που σημειώθηκε στα τέλη της δεκαετίας του 1970 και στις αρχές της δεκαετίας του 1980 ήταν καθοριστική για την επανάκαμψη του ενδιαφέροντος για το χώρο των νευρωνικών δικτύων. Αρκετοί παράγοντες οδήγησαν σε αυτή την εξέλιξη. Για παράδειγμα, κατανοητά βιβλία και συνέδρια πρόσφεραν ένα μέσο διακίνησης ιδεών για ανθρώπους διαφόρων ειδικοτήτων με εξειδικευμένες τεχνικές γνώσεις, με αποτέλεσμα η ανταπόκριση στα συνέδρια και τις εκδόσεις να είναι ιδιαίτερα θετική. Τα ΜΜΕ παρατήρησαν και διέδωσαν την ολοένα αυξανόμενη δραστηριότητα, ενώ εγχειρίδια βοήθησαν να εξαπλωθεί η τεχνολογία. Ακαδημαϊκά προγράμματα και μαθήματα εισήχθησαν στα περισσότερα μεγάλα Πανεπιστήμια (Αμερικής και Ευρώπης). Η προσοχή τώρα εστιάζεται στα επίπεδα χρηματοδότησης στην Ευρώπη, την Ιαπωνία και τις ΗΠΑ, και καθώς αυτή η απαιτούμενη χρηματοδότηση γίνεται διαθέσιμη, αρκετές νέες εμπορικές εφαρμογές για βιομηχανία και χρηματοοικονομικούς οργανισμούς έχουν κάνει την εμφάνισή τους.

2.1.3 Γιατί να χρησιμοποιήσουμε Νευρωνικά Δίκτυα;

Τα νευρωνικά δίκτυα, με την αξιοθαύμαστη ικανότητα τους να αντλούν νόημα από πολύπλοκα ή ημι-ακριβή δεδομένα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να εξάγουν πρότυπα και να παρατηρήσουν τάσεις που είναι αρκετά περίπλοκες για να παρατηρηθούν είτε από ανθρώπους είτε χρησιμοποιώντας άλλες τεχνικές υπολογιστών. Ένα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί ως ένας «ειδήμων» όσον αφορά το είδος των πληροφοριών που του έχει ανατεθεί να αναλύσει. Αυτός ο «ειδήμων» μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προσφέρει προβολές των τάσεων έχοντας νέες καταστάσεις ή να απαντήσει σε ερωτήσεις του τύπου «τι θα συμβεί αν ...;» Άλλα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν:

- **Προσαρμοζόμενη Μάθηση:** η ικανότητα να μαθαίνει πώς να εκτελεί εργασίες βασισμένο σε δεδομένα για την εκπαίδευσή του ή από αρχική εμπειρία.
- **Αυτο-Οργάνωση:** Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο μπορεί να δημιουργήσει τη δική του οργάνωση ή αναπαράσταση των πληροφοριών που δέχεται κατά τη διάρκεια του χρόνου εκπαίδευσης.
- **Λειτουργία σε Πραγματικό Χρόνο:** Οι υπολογισμοί ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου μπορούν να εκτελεστούν παράλληλα, ενώ ειδικό hardware σχεδιάζεται και κατασκευάζεται προκειμένου να εκμεταλλευθεί αυτή τη δυνατότητα.
- **Ανοχή Σφαλμάτων μέσω Πλεονάζουσας Κωδικοποίησης Πληροφοριών:** Μερική καταστροφή ενός δικτύου οδηγεί σε αντίστοιχη μείωση της απόδοσης. Ωστόσο, κάποιες δυνατότητες μπορεί να διατηρηθούν ακόμα και με ιδιαίτερα μεγάλη βλάβη του δικτύου.

2.1.4 Νευρωνικά Δίκτυα και Συμβατικοί Υπολογιστές

Τα νευρωνικά δίκτυα προσεγγίζουν διαφορετικά την επίλυση προβλημάτων σε σύγκριση με συμβατικούς υπολογιστές. Οι συμβατικοί υπολογιστές χρησιμοποιούν αλγοριθμική προσέγγιση, δηλαδή ο υπολογιστής ακολουθεί μια σειρά εντολών προκειμένου να λύσει ένα πρόβλημα. Αν τα συγκεκριμένα βήματα που πρέπει να ακολουθήσει ο υπολογιστής δεν είναι γνωστά, ο υπολογιστής δεν μπορεί να λύσει το πρόβλημα. Το γεγονός αυτό περιορίζει την ικανότητα των συμβατικών υπολογιστών να λύνουν προβλήματα, τα οποία ήδη είναι κατανοητά και γνωστός ο τρόπος επίλυσής τους. Αλλά οι υπολογιστές θα ήταν πολύ πιο χρήσιμοι αν μπορούσαν να κάνουν πράγματα που δε γνωρίζουμε ακόμα πώς να κάνουμε.

Τα νευρωνικά δίκτυα επεξεργάζονται την πληροφορία με τρόπο παρόμοιο με αυτό του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό ιδιαίτερα διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας (νευρώνες) που εργάζονται παράλληλα για να λύσουν ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων. Δεν μπορούν να προγραμματισθούν ώστε να εκτελέσουν μια συγκεκριμένη εργασία. Τα παραδείγματα πρέπει να επιλεγθούν προσεκτικά διαφορετικά δαπανάται πολύτιμος χρόνος ή ακόμα χειρότερα το δίκτυο μπορεί να λειτουργεί λανθασμένα. Το μειονέκτημα είναι ότι επειδή το δίκτυο μαθαίνει μόνο του πώς να λύνει ένα πρόβλημα, η λειτουργία του μπορεί να είναι μη προβλέψιμη.

Από την άλλη πλευρά, οι συμβατικοί υπολογιστές χρησιμοποιούν τη γνωστική προσέγγιση στην επίλυση προβλημάτων: ο τρόπος με τον οποίο το πρόβλημα θα λυθεί πρέπει να είναι γνωστός εκ των προτέρων και να διατυπώνεται με μικρές σαφείς εντολές. Αυτές οι εντολές στη συνέχεια μετατρέπονται σε πρόγραμμα μιας γλώσσας υψηλού επιπέδου και έπειτα σε κώδικα μηχανής, τον οποίο μπορεί να κατανοήσει ο υπολογιστής. Αυτές οι μηχανές είναι εντελώς προβλέψιμες και αν κάτι πάει στραβά, θα οφείλεται σε λάθος είτε του λογισμικού ή είτε του hardware.

Τα νευρωνικά δίκτυα και οι συμβατικοί αλγοριθμικοί υπολογιστές δε βρίσκονται σε ανταγωνισμό αλλά αλληλοσυμπληρώνονται. Υπάρχουν εργασίες που επιλύονται καλύτερα χρησιμοποιώντας την αλγοριθμική προσέγγιση, όπως, για παράδειγμα, οι αριθμητικές πράξεις, και άλλες που επιλύονται καλύτερα χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα. Επίσης, ένας μεγάλος αριθμός εργασιών απαιτούν συστήματα που κάνουν χρήση ενός συνδυασμού των δύο προσεγγίσεων (τυπικά, ένας συμβατικός υπολογιστής χρησιμοποιείται για να επιβλέπει το νευρωνικό δίκτυο) για μεγιστοποίηση της αποδοτικότητας.

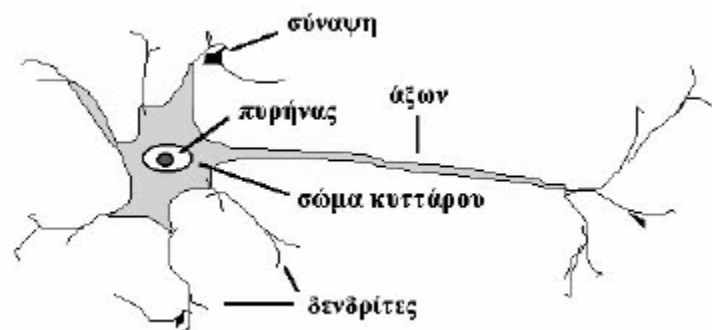
Τα νευρωνικά δίκτυα δεν επιτελούν θαύματα. Αλλά αν χρησιμοποιηθούν συνετά, μπορούν να παρουσιάσουν ιδιαίτερα εντυπωσιακά αποτελέσματα.

2.2 Ανθρώπινοι και Τεχνητοί Νευρώνες

2.2.1 Πώς λειτουργεί ο Ανθρώπινος Εγκέφαλος;

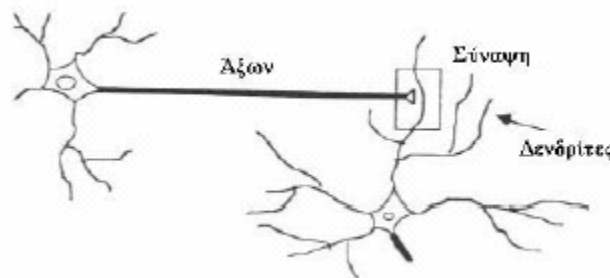
Ακόμα και τώρα, πολλά παραμένουν άγνωστα σχετικά με τον τρόπο που ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκπαιδεύεται για να επεξεργαστεί πληροφορίες, οπότε οι θεωρίες αφθονούν. Η λεπτομερής διερεύνηση της εσωτερικής δομής των βιολογικών νευρικών κυττάρων, ειδικά μετά την εφεύρεση του ηλεκτρονικού μικροσκοπίου,

αποκάλυψε ότι όλοι οι *νευρώνες* (*neurons*) αποτελούνται από τα ίδια βασικά μέρη ανεξάρτητα από το μέγεθος και το σχήμα τους (Σχήμα 2.1). Το κεντρικό μέρος ονομάζεται *σώμα του κυττάρου* (*cell body* ή *soma*). Από το σώμα εξέρχονται κάποιες επεκτάσεις σαν ρίζες οι οποίες ονομάζονται *δενδρίτες* (*dendrites*) όπως επίσης και ένα επίμηκες σωληνοειδές και λεπτό νεύρο, ο *άξονας* (*axon*) ο οποίος διαχωρίζεται στο τέλος του σε έναν αριθμό μικρών κλάδων. Το μέγεθος του σώματος ενός τυπικού νευρώνα είναι περίπου 10-80 μm , ενώ οι δενδρίτες και ο άξονας έχουν διάμετρο λίγων μm . Ενώ οι δενδρίτες λειτουργούν ως λήπτες σημάτων από τους διπλανούς νευρώνες, ο σκοπός του άξονα είναι η μετάδοση της δραστηριότητας του νευρώνα σε άλλα νευρικά κύτταρα ή σε μυϊκές ίνες.



Σχήμα 2.1 Συστατικά στοιχεία ενός Νευρώνα (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Η ένωση μεταξύ του τέλους ενός αξονικού κλάδου και ενός άλλου νευρώνα ονομάζεται *σύναψη* (*synapse*) (Σχήμα 2.2). Στην σύναψη τα δύο κύτταρα διαχωρίζονται από ένα μικροσκοπικό κενό πλάτους περίπου 200 nm (*συναπτικό κενό* - *synaptic gap* ή *cleft*). Οι συνάψεις μπορεί να βρίσκονται είτε στο σώμα του κυττάρου είτε στους δενδρίτες των επόμενων νευρώνων. Η επίδραση γενικά ελαττώνεται καθώς αυξάνεται η απόσταση από το σώμα. Το συνολικό μήκος των νευρώνων ποικίλει από 0.01 mm (για νευρώνες στον εγκέφαλο) μέχρι 1m (για νευρώνες στα άκρα του σώματος).

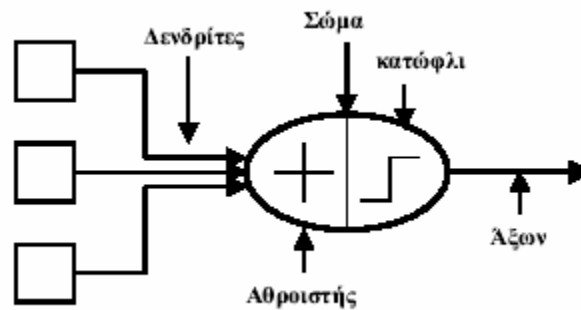


Σχήμα 2.2 Η σύναψη (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Στον ανθρώπινο εγκέφαλο, ένας τυπικός νευρώνας συλλέγει σήματα από άλλους νευρώνες μέσω των δενδριτών. Ο νευρώνας στέλνει παλμούς ηλεκτρικής δραστηριότητας μέσω του άξονα, ο οποίος, όπως είπαμε, διαχωρίζεται σε πολλά παρακλάδια. Στο τέλος καθενός από αυτά τα παρακλάδια, βρίσκεται η σύναψη η οποία μετατρέπει τη δραστηριότητα από τον άξονα σε ηλεκτρικά αποτελέσματα τα οποία αποτρέπουν ή προκαλούν (διεγείρουν) την δραστηριότητα στους διασυνδεδεμένους νευρώνες. Όταν ένας νευρώνας δεχθεί είσοδο διέγερσης που είναι αρκετά μεγαλύτερη συγκρινόμενη με την αποτρεπτική, στέλνει έναν παλμό ηλεκτρικής δραστηριότητας μέσω του άξονά του. Η εκπαίδευση λαμβάνει χώρα τροποποιώντας την αποδοτικότητα των συνάψεων, ώστε να αλλάζει η επίδραση ενός νευρώνα σε κάποιον άλλο.

2.2.2 Από τους Βιολογικούς στους Τεχνητούς Νευρώνες

Τα νευρωνικά δίκτυα δημιουργούνται προσπαθώντας αρχικά να κατανοήσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά των νευρώνων και των διασυνδέσεών τους. Στη συνέχεια, προγραμματίζουμε έναν υπολογιστή να προσομοιώσει αυτά τα χαρακτηριστικά. Παρ' όλα αυτά, επειδή η γνώση μας όσον αφορά τους νευρώνες δεν είναι ολοκληρωμένη και η υπολογιστική δύναμη είναι περιορισμένη, τα μοντέλα μας είναι αναγκαστικά χονδροειδείς γενικεύσεις πραγματικών δικτύων νευρώνων.



Σχήμα 2.3 Ένα μοντέλο τεχνητού νευρώνα (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Στο μοντέλο των τεχνητών νευρώνων οι κόμβοι (nodes) αντιστοιχούν στο σώμα του κυττάρου, οι συνδέσεις (links) μεταξύ των κόμβων στους δενδρίτες και τον άξονα, και τα βάρη στις συνάψεις.

Ο Πίνακας 2.1 δίνει την αντιστοιχία της ορολογίας μεταξύ βιολογικών και τεχνητών νευρώνων.

Πίνακας 2.1 Αντιστοιχία όρων (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Ορολογία βιολογίας	Ορολογία Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων
Νευρώνας (Neuron)	Μονάδα/Κόμβος (Unit/Node/Cell/Neurode)
Σύναψη (Synapse)	Σύνδεση (Connection/Edge/Link)
Αποτελεσματικότητα σύναψης (Synaptic efficiency)	Βάρος (Weight/Connection strength)
Συχνότητα διέγερσης (Firing frequency)	Έξοδος κόμβου (Node output)

2.3 Βασικά Στοιχεία

Τα ΤΝΔ που περιγράφονται είναι παραλλαγές της ιδέας της παράλληλης κατανομημένης επεξεργασίας (parallel distributed processing) η οποία παρουσιάστηκε από τους McClelland και Rumelhart (1986). Η αρχιτεκτονική των δικτύων βασίζεται σε παρόμοια δομικά στοιχεία τα οποία είναι υπεύθυνα και για την επεξεργασία.

2.3.1 Ένα πλαίσιο κατανομημένης αναπαράστασης

Ένα ΤΝΔ αποτελείται από ένα σύνολο απλών μονάδων επεξεργασίας οι οποίες επικοινωνούν μεταξύ τους με την αποστολή σημάτων μέσω ενός μεγάλου αριθμού συνδέσεων. Τα κύρια στοιχεία αυτού του μοντέλου είναι τα εξής (McClelland & Rumelhart, 1986):

- Ένα σύνολο μονάδων επεξεργασίας (νευρώνες).
- Μία κατάσταση ενεργοποίησης y_k για κάθε μονάδα επεξεργασίας, η οποία είναι ισοδύναμη με την έξοδο της μονάδας.
- Συνδέσεις μεταξύ των μονάδων. Γενικά κάθε σύνδεση ορίζεται από ένα βάρος W_{jk} το οποίο καθορίζει το αποτέλεσμα του σήματος της μονάδας j στη μονάδα k .
- Ένας κανόνας διάδοσης (propagation rule) ο οποίος καθορίζει την ενεργή είσοδο s_k της μονάδας από τις εξωτερικές εισόδους.
- Μία συνάρτηση ενεργοποίησης F_k η οποία καθορίζει το νέο επίπεδο ενεργοποίησης το οποίο βασίζεται στην ενεργή είσοδο και την τρέχουσα κατάσταση ενεργοποίησης $y_k(t)$.

- Μία εξωτερική είσοδο πόλωσης (bias, offset) θ_k για κάθε μονάδα.
- Μία μέθοδο εκπαίδευσης.
- Ένα περιβάλλον στο οποίο πρέπει να λειτουργεί και το οποίο παρέχει τα σήματα εισόδου και, εάν χρειάζεται, σήματα λάθους.

2.3.1.1 Μονάδες επεξεργασίας/Νευρώνες

Κάθε νευρώνας εκτελεί μία σχετικά απλή εργασία: δέχεται τις εισόδους των γειτονικών νευρώνων ή τις εξωτερικές εισόδους και τις χρησιμοποιεί για να υπολογίσει το σήμα εξόδου το οποίο διαδίδεται στους άλλους νευρώνες. Εκτός αυτής της επεξεργασίας κάθε μονάδα εκτελεί και μία άλλη εργασία, την προσαρμογή των βαρών. Το σύστημα είναι από τη φύση του παράλληλο με την έννοια ότι πολλές μονάδες μπορούν να εκτελούν τους υπολογισμούς τους ταυτόχρονα.

Είναι χρήσιμο και σημαντικό να διαχωρίσουμε τρία είδη μονάδων:

- Μονάδες εισόδου (input units) οι οποίες δέχονται δεδομένα έξω από το ΤΝΔ,
- Μονάδες εξόδου (output units) οι οποίες στέλνουν δεδομένα έξω από το ΤΝΔ και
- Κρυμμένες μονάδες (hidden units) των οποίων η είσοδος και η έξοδος παραμένουν μέσα στο ΤΝΔ.

Κατά την λειτουργία του ΤΝΔ οι μονάδες μπορούν να ενημερώνονται είτε σύγχρονα είτε ασύγχρονα. Στην σύγχρονη ενημέρωση όλες οι μονάδες ενημερώνουν ταυτόχρονα την κατάσταση ενεργοποίησης, ενώ στην ασύγχρονη κάθε μονάδα έχει μία (συνήθως σταθερή) πιθανότητα ενημέρωσης της κατάστασης ενεργοποίησης της σε κάποια χρονική στιγμή t , και συνήθως μόνο μία μονάδα μπορεί να το κάνει σε κάποια χρονική στιγμή. Σε ορισμένες περιπτώσεις η ασύγχρονη ενημέρωση έχει κάποια πλεονεκτήματα.

2.3.1.2. Συνδέσεις μονάδων

Στις περισσότερες περιπτώσεις υποθέτουμε ότι κάθε μονάδα παρέχει ένα παράγοντα άθροισης στην είσοδο της μονάδας με την οποία είναι συνδεδεμένη. Η συνολική είσοδος της μονάδας k είναι το **σταθμισμένο άθροισμα** (*weighted sum*) των

εξόδων των μονάδων οι οποίες είναι συνδεδεμένες με αυτή, συν ένα επιπλέον παράγοντα πόλωσης/μετατόπισης (bias/offset) θ_k :

$$s_k(t) = \sum_j w_{jk}(t) y_j(t) + \theta_k(t) \quad (2.1)$$

Η συνεισφορά για θετικό βάρος w_{jk} θεωρείται διέγερση (excitation) ενώ για αρνητικό βάρος θεωρείται αποτροπή/αναστολή (inhibition).

Σε κάποιες περιπτώσεις χρησιμοποιούνται πιο πολύπλοκοι κανόνες συνδυασμού των εισόδων στους οποίους διαχωρίζονται οι εισοδοί διέγερσης και αποτροπής. Οι μονάδες οι οποίες χρησιμοποιούν τον κανόνα διάδοσης (propagation rule) (2.1) ονομάζονται *μονάδες σίγμα* (sigma units).

Ένας διαφορετικός κανόνας διάδοσης ο οποίος προτάθηκε από τους Feldman και Ballard είναι:

$$s_k(t) = \sum_j w_{jk}(t) \prod_m y_{jm}(t) + \theta_k(t) \quad (2.2)$$

2.3.1.3 Κανόνες διέγερσης και Εξόδου

Οι κανόνες διέγερσης (firing rules ή activation rules) είναι μια σημαντική ιδέα στα ΤΝΔ και εξηγεί τη μεγάλη ευελιξία τους. Ένας κανόνας διέγερσης καθορίζει τον τρόπο υπολογισμού της διέγερσης κάποιας μονάδας (νευρώνα). Το εάν ο νευρώνας θα διεγερθεί με την παρουσία κάποιου προτύπου στις εισόδους του εξαρτάται από αυτό τον τρόπο υπολογισμού. Συσχετίζεται με όλα τα πρότυπα εισόδου, όχι μόνο με αυτά με βάση τα οποία εκπαιδεύτηκε ο νευρώνας. Ο κανόνας διέγερσης δίνει το αποτέλεσμα της επίδρασης όλων των εισόδων στην κατάσταση διέγερσης του νευρώνα. Επίσης χρειάζεται μια *συνάρτηση ενεργοποίησης/διέγερσης* F_k (activation function) η οποία δέχεται την συνολική εισοδο $s_k(t)$ και την τρέχουσα κατάσταση διέγερσης $y_k(t)$ και παράγει μία νέα τιμή διέγερσης του νευρώνα k :

$$y_k(t+1) = F_k(y_k(t), s_k(t)) \quad (2.3)$$

Συχνά, η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία μη-φθίνουσα συνάρτηση της συνολικής εισόδου της μονάδας:

$$y_k(t+1) = F_k(s_k(t)) = F_k\left(\sum_j w_{jk}(t) y_j(t) + \theta_k(t)\right) \quad (2.4)$$

αν και οι συναρτήσεις ενεργοποίησης δεν περιορίζονται σε μη-φθίνουσες συναρτήσεις. Γενικά χρησιμοποιείται κάποιο είδος συνάρτησης κατωφλίου,

όπως βηματική συνάρτηση, γραμμική ή ημι-γραμμική συνάρτηση, ή η σιγμοειδής συνάρτηση:

$$y_k = F(s_k) = \frac{1}{1 + e^{s_k}} \quad (2.5)$$

Σε κάποιες εφαρμογές χρησιμοποιείται η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης η οποία δίνει τιμές στην περιοχή $[-1, +1]$.

Σε κάποιες περιπτώσεις, η έξοδος μιας μονάδας επεξεργασίας (νευρώνας) μπορεί να είναι μία στοχαστική συνάρτηση της συνολικής εισόδου της μονάδας. Σε αυτή την περίπτωση η διέγερση δεν υπολογίζεται αιτιοκρατικά, καθοριζόμενη από την είσοδο της μονάδας, αλλά η είσοδος της μονάδας καθορίζει την πιθανότητα p με την οποία η μονάδα θα έχει πάρει υψηλή τιμή διέγερσης.

Ένας απλός κανόνας διέγερσης μπορεί να υλοποιηθεί χρησιμοποιώντας την τεχνική απόστασης Hamming. Ο κανόνας είναι ο ακόλουθος:

Παίρνουμε μια λίστα προτύπων προς εκπαίδευση από ένα κόμβο, κάποια από τα οποία προκαλούν τον κόμβο να χτυπήσει (το σύνολο των προτύπων τα οποία μαθαίνουν να δίνουν έξοδο το 1) και κάποια άλλα που το αποτρέπουν (το σύνολο των προτύπων τα οποία μαθαίνουν να δίνουν έξοδο το 0). Τότε τα πρότυπα που δεν ανήκουν στη λίστα κάνουν τον κόμβο να διεγερθεί αν, συγκρινόμενα, έχουν περισσότερα στοιχεία εισόδου κοινά με το πρότυπο που είναι "κοντινότερο" στο σύνολο των προτύπων τα οποία μαθαίνουν να δίνουν έξοδο το 1 σε σχέση με το πρότυπο που είναι "κοντινότερο" στο σύνολο των προτύπων τα οποία μαθαίνουν να δίνουν έξοδο το 0. Αν υπάρχει ισοπαλία, τότε το πρότυπο παραμένει στην απροσδιόριστη κατάσταση.

Για παράδειγμα, ένας νευρώνας με τρεις εισόδους εκπαιδεύεται να δίνει ως έξοδο 1 όταν η είσοδος (X_1 , X_2 και X_3) είναι 111 ή 101 και να δίνει ως έξοδο 0 όταν η είσοδος είναι 000 ή 001. Τότε, πριν την εφαρμογή του κανόνα διέγερσης, ο πίνακας αληθείας είναι:

X1:	0	0	0	0	1	1	1	1
X2:	0	0	1	1	0	0	1	1
X3:	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT:	0	0	0/1	0/1	0/1	1	0/1	1

Ως παράδειγμα του τρόπου με τον οποίο ο κανόνας διέγερσης εφαρμόζεται, ας πάρουμε το πρότυπο 010. Διαφέρει από το 000 σε 1 στοιχείο, από το 001 σε 2 στοιχεία, από το 101 σε 3 στοιχεία και από το 111 σε 2 στοιχεία. Οπότε, το "κοντινότερο" πρότυπο είναι το 000, το οποίο ανήκει στο σύνολο των προτύπων τα οποία μαθαίνουν να δίνουν έξοδο το 0. Οπότε, ο κανόνας διέγερσης απαιτεί να μη διεγερθεί ο νευρώνας όταν η είσοδος είναι 001. Από την άλλη πλευρά, το 011 βρίσκεται σε ίση απόσταση από δύο πρότυπα εισόδου, τα οποία έχουν διαφορετικές εξόδους, οπότε η έξοδος παραμένει απροσδιόριστη (0/1). Η εφαρμογή του κανόνα διέγερσης σε κάθε στήλη, μας δίνει τον παρακάτω πίνακα αληθείας:

X1:	0	0	0	0	1	1	1	1
X2:	0	0	1	1	0	0	1	1
X3:	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT:	0	0	0	0/1	0/1	1	1	1

Η διαφορά ανάμεσα στους δύο πίνακες αληθείας ονομάζεται γενίκευση του νευρώνα. Οπότε, ο κανόνας διέγερσης δίνει στο νευρώνα μια αίσθηση ομοιότητας και την ικανότητα να αντιδρά "λογικά" σε πρότυπα που δεν έχουν συναντηθεί κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

2.3.2 Τοπολογίες Δικτύων

Στην προηγούμενη ενότητα παρουσιάστηκαν οι ιδιότητες της βασικής μονάδας επεξεργασίας (νευρώνας) σε ένα ΤΝΔ. Σε αυτή την ενότητα εστιάζουμε στα είδη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων και στην διάδοση των δεδομένων.

Η κύρια διάκριση μεταξύ των ειδών σύνδεσης είναι μεταξύ:

- *Feed-forward* δίκτυα (δίκτυα προώθησης), όπου τα δεδομένα ρέουν (αυστηρά και μόνο) από τις μονάδες εισόδου προς τις μονάδες εξόδου. Η επεξεργασία των δεδομένων μπορεί να εκτείνεται σε πολλά επίπεδα μονάδων επεξεργασίας, αλλά δεν υπάρχουν συνδέσεις ανατροφοδότησης (feedback connections) από κάποιο μπροστινό επίπεδο προς τα πίσω επίπεδα, δηλαδή συνδέσεις οι οποίες εκτείνονται από την έξοδο ενός νευρώνα στην είσοδο ενός νευρώνα του ίδιου ή προηγούμενου επιπέδου.
- *Αναδρομικά (recurrent)* δίκτυα τα οποία περιέχουν συνδέσεις ανατροφοδότησης (feedback connections) Αντίθετα με τα δίκτυα προώθησης (feed-forward), οι δυναμικές ιδιότητες των αναδρομικών δικτύων είναι σημαντικές. Σε κάποιες περιπτώσεις, οι τιμές διέγερσης των νευρώνων υποβάλλονται σε διαδικασία χαλάρωσης (relaxation process) έτσι ώστε το ΤΝΔ να εξελιχθεί σε μία σταθερή κατάσταση στην οποία οι τιμές διέγερσης δεν θα μεταβάλλονται πλέον. Σε άλλες εφαρμογές η αλλαγή των τιμών διέγερσης των μονάδων εξόδου είναι σημαντική, έτσι ώστε η δυναμική συμπεριφορά να αποτελεί την έξοδο του δικτύου.

Κλασσικά παραδείγματα δικτύων προώθησης (feed-forward) είναι το Perceptron και το Adaline.

2.3.3 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ένα ΤΝΔ πρέπει να διαμορφωθεί έτσι ώστε η εφαρμογή ενός συνόλου προτύπων δεδομένων εισόδου να παράγει (είτε άμεσα είτε μέσω της διαδικασίας χαλάρωσης) το επιθυμητό σύνολο εξόδων. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι καθορισμού των βαρών των συνδέσεων. Ένας τρόπος είναι να θέσουμε απ' ευθείας τις τιμές των βαρών χρησιμοποιώντας ήδη αποκτηθείσα γνώση. Ένας άλλος τρόπος είναι να εκπαιδεύσουμε το ΤΝΔ με κάποια πρότυπα εκπαίδευσης και να το αφήσουμε να μεταβάλει τα βάρη του με κάποιο κανόνα μάθησης.

2.3.3.1 Παραδείγματα μάθησης

Μπορούμε να διαχωρίσουμε τις μεθόδους εκπαίδευσης σε δύο διακριτούς τύπους:

- *Επιβλεπόμενη ή συσχετιζόμενη μάθηση (supervised ή associative learning)* κατά την οποία το ΤΝΔ εκπαιδεύεται με συγκεκριμένες εισόδους και τις αντίστοιχες εξόδους οι οποίες ταιριάζουν με τις εισόδους. Αυτά τα ζεύγη εισόδων-εξόδων

δίνονται από ένα εξωτερικό δάσκαλο, ή από το σύστημα το οποίο περιέχει το ΤΝΔ (αυτο-επιβλεπόμενο - *self-supervised*).

- *Μη-επιβλεπόμενη μάθηση ή αυτο-οργάνωση (Unsupervised learning ή Self-organization)* όπου μία μονάδα εξόδου εκπαιδεύεται να ανταποκρίνεται σε ομάδες προτύπων που υπάρχουν στην είσοδο. Σε αυτό το παράδειγμα, πιστεύεται ότι το σύστημα ανακαλύπτει στατιστικά αξιοπρόσεκτα χαρακτηριστικά των προτύπων εισόδου. Αντίθετα από την επιβλεπόμενη μάθηση, εδώ δεν υπάρχουν εκ των προτέρων καθορισμένα σύνολα κατηγοριών στα οποία θα ταξινομηθούν τα πρότυπα. Εδώ το σύστημα πρέπει να αναπτύξει την δικιά του αναπαράσταση των ερεθισμάτων εισόδου.

2.3.3.2 Προσαρμογή βαρών

Και οι δύο τύποι μάθησης που παρουσιάστηκαν έχουν σαν αποτέλεσμα την προσαρμογή των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, σύμφωνα με κάποιο κανόνα μετατροπής. Όλοι οι κανόνες αυτού του τύπου μπορούν να θεωρηθούν ως παραλλαγές του κανόνα μάθησης του Hebb (Hebbian learning rule) (Hebb, 1949). Η βασική ιδέα είναι ότι αν δύο νευρώνες (μονάδες) j και k είναι ταυτόχρονα ενεργοί, τότε η διασύνδεση τους πρέπει να ενισχυθεί. Εάν ο νευρώνας (μονάδα) j δέχεται είσοδο από τον k , η απλούστερη έκδοση του κανόνα του Hebb υποδεικνύει την μετατροπή του βάρους W_{jk} κατά:

$$\Delta w_{jk} = n y_j y_k \quad (2.6)$$

όπου n είναι μία θετική σταθερά αναλογικότητας η οποία αναπαριστά το **ρυθμό μάθησης** (*learning rate*). Ένας άλλος διαδεδομένος κανόνας δεν χρησιμοποιεί την πραγματική τιμή ενεργοποίησης του νευρώνα k αλλά την διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής τιμής ενεργοποίησης για την προσαρμογή των βαρών:

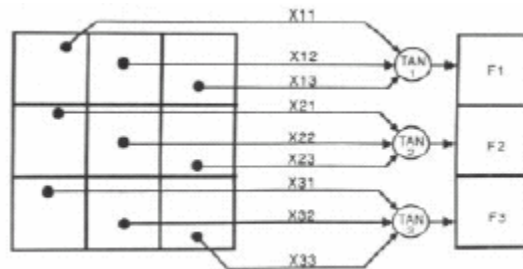
$$\Delta w_{jk} = n y_j (d_k - y_k) \quad (2.7)$$

όπου d_k είναι η επιθυμητή ενεργοποίησης. Ο κανόνας αυτός συχνά ονομάζεται κανόνας Widrow-Hoff ή **κανόνας δέλτα** (*delta rule*).

2.3.4 Αναγνώριση Προτύπων - ένα παράδειγμα

Μια σημαντική εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων είναι η αναγνώριση προτύπων. Η αναγνώριση προτύπων μπορεί να υλοποιηθεί χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο προώθησης (feed-forward) που έχει εκπαιδευθεί κατάλληλα. Κατά τη

διάρκεια της εκπαίδευσης, το δίκτυο μαθαίνει να συσχετίζει κάποια πρότυπα εξόδου με κάποια πρότυπα εισόδου. Όταν το δίκτυο χρησιμοποιείται, αναγνωρίζει το πρότυπο εισόδου και προσπαθεί να δώσει ως έξοδο το συσχετιζόμενο πρότυπο εξόδου. Η δύναμη των νευρωνικών δικτύων γίνεται φανερή όταν ένα πρότυπο που δεν έχει έξοδο συσχετιζόμενη με αυτό, δίνεται ως είσοδος. Σε αυτή την περίπτωση, το δίκτυο δίνει την έξοδο που αντιστοιχεί σε ένα αποθηκευμένο πρότυπο εισόδου και η οποία (έξοδος) είναι όσον το δυνατό λιγότερο διαφορετική από το δοθέν πρότυπο.



Σχήμα 2.4 Εκπαιδευμένο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Για παράδειγμα, το ΤΝΔ του Σχήματος 2.4 εκπαιδεύεται να αναγνωρίζει τα πρότυπα T και H. Τα συσχετιζόμενα πρότυπα είναι όλα μαύρα και άσπρα αντίστοιχα, όπως δείχνεται στο Σχήμα 2. 5.



Σχήμα 2.5 Συσχετιζόμενα πρότυπα (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Αν αναπαραστήσουμε τα μαύρα τετράγωνα με 0 και τα άσπρα τετράγωνα με 1, τότε οι πίνακες αληθείας για τους τρεις νευρώνες μετά τη γενίκευση είναι οι ακόλουθοι:

Πάνω νευρώνας

X11:	0	0	0	0	1	1	1	1
X12:	0	0	1	1	0	0	1	1
X13:	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT:	0	0	1	1	0	0	1	1

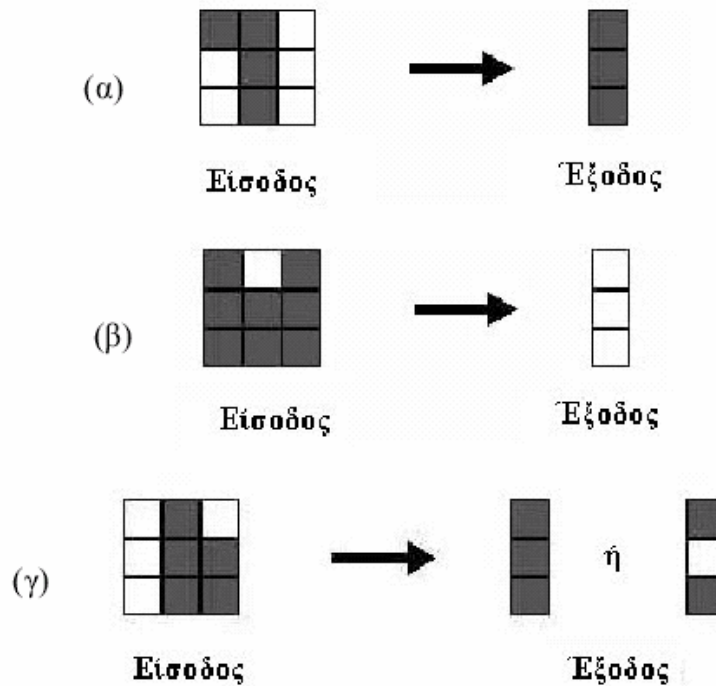
Μεσαίος νευρώνας

X21:	0	0	0	0	1	1	1	1
X22:	0	0	1	1	0	0	1	1
X23:	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT:	1	0/1	1	0/1	0/1	0	0/1	0

Κάτω νευρώνας

X21:	0	0	0	0	1	1	1	1
X22:	0	0	1	1	0	0	1	1
X23:	0	1	0	1	0	1	0	1
OUT:	1	0	1	1	0	0	1	0

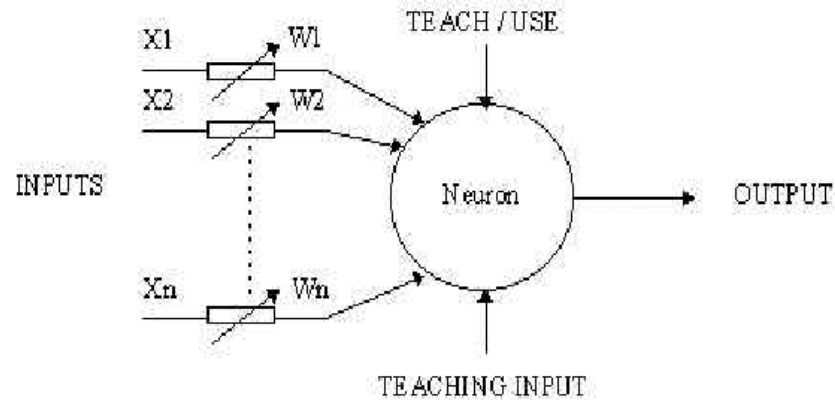
Από τους πίνακες είναι φανερό ότι μπορεί να εξαχθούν οι συσχετίσεις του Σχήματος 2.6.



Σχήμα 2.6 Εξαγόμενες συσχετίσεις, (α) Όλες οι έξοδοι θα έπρεπε να είναι "μαύρες" αφού το πρότυπο εισόδου ομοιάζει με το 'Τ', (β) Όλες οι έξοδοι θα έπρεπε να είναι "άσπρες" αφού το πρότυπο εισόδου ομοιάζει με το 'Η', (γ) Η πάνω σειρά έχει 2 λάθη σε σχέση με το 'Τ' και 3 λάθη σε σχέση με το 'Η'. Έτσι η πάνω έξοδος θα έπρεπε να είναι μαύρη. Η μεσαία σειρά έχει 1 λάθος τόσο σε σχέση με το 'Τ' όσο και με το 'Η'. Έτσι η μεσαία έξοδος είναι τυχαία. Η κάτω σειρά έχει ένα λάθος σε σχέση με το 'Τ' και 2 σε σχέση με το 'Η'. Έτσι η κάτω έξοδος είναι μαύρη. Η συνολική έξοδος του ΤΝΔ είναι υπέρ του 'Τ' (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

2.3.5 Ένας νευρώνας περισσότερο πολύπλοκος

Ο προηγούμενος νευρώνας δεν κάνει κάτι που οι συμβατικοί υπολογιστές δεν μπορούν ήδη να επιτελέσουν. Ένας περισσότερο πολύπλοκος νευρώνας (Σχήμα 2.7) είναι το μοντέλο των McCulloch και Pitts (MCP). Η διαφορά σε σχέση με το προηγούμενο μοντέλο έγκειται στο γεγονός ότι οι εισοδοί είναι "σταθμισμένοι", με αποτέλεσμα η επίδραση που έχει κάθε είσοδος κατά τη διάρκεια της λήψης αποφάσεων να εξαρτάται από τη στάθμιση της συγκεκριμένης εισόδου. Η στάθμιση μιας εισόδου είναι ένας αριθμός ο οποίος όταν πολλαπλασιαστεί με την είσοδο μας δίνει τη σταθμισμένη είσοδο. Αυτές οι σταθμισμένες εισοδοί, στη συνέχεια, προσθέτονται και αν ξεπερνούν μια προκαθορισμένη τιμή κατωφλίου (pre-set threshold value), ο νευρώνας διεγείρεται. Σε κάθε άλλη περίπτωση, ο νευρώνας δεν διεγείρεται.



Σχήμα 2.7 Ο νευρώνας MCP (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Με μαθηματικούς όρους, ο νευρώνας διεγείρεται αν και μόνο αν:

$$X1*W1 + X2*W2 + X3*W3 + ... > T$$

Η πρόσθεση των βαρών των εισόδων και της τιμής-κατωφλίου προσθέτει ευελιξία και δύναμη στο νευρώνα. Ο νευρώνας MCP έχει τη δυνατότητα να προσαρμόζεται σε μια συγκεκριμένη κατάσταση αλλάζοντας τις σταθμίσεις του και/ή την τιμή-κατωφλίου. Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι που προκαλούν το νευρώνα να 'προσαρμόζεται'. Αυτοί που χρησιμοποιούνται ευρέως είναι ο κανόνας Delta και ο κανόνας διάδοσης του σφάλματος προς τα πίσω (Back error propagation). Ο πρώτος κανόνας χρησιμοποιείται σε δίκτυα προώθησης (feed-forward) και ο δεύτερος σε δίκτυα ανατροφοδότησης (feed-back).

2.4 Αρχιτεκτονική των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

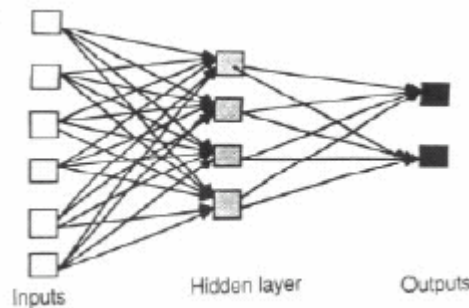
Ένας μοναδικός κόμβος/μονάδα δεν είναι αρκετός για την πλειοψηφία των προβλημάτων και έτσι συχνά χρησιμοποιούνται δίκτυα με ένα μεγάλο αριθμό μονάδων. Ο τρόπος με τον οποίο συνδέονται οι μονάδες καθορίζει τον τρόπο που γίνονται οι υπολογισμοί και αποτελεί μία από τις πρώτες αποφάσεις που πρέπει να πάρει ο χρήστης/σχεδιαστής.

Τα διάφορα μέρη του ανθρώπινου κεντρικού νευρικού συστήματος έχουν διαφορετική δομή. Έτσι είναι λάθος να υποστηρίξουμε ότι κάποια αρχιτεκτονική μπορεί να μοντελοποιήσει όλες τις νευρικές διεργασίες. Ο εγκεφαλικός φλοιός (cerebral cortex), όπου θεωρείται ότι γίνονται οι περισσότερες επεξεργασίες, αποτελείται από πέντε ως επτά επίπεδα νευρώνων με το κάθε επίπεδο να παρέχει

εισόδους στο επόμενο. Όμως τα όρια των επιπέδων δεν είναι αυστηρά καθορισμένα και υπάρχουν συνδέσεις οι οποίες διασχίζουν τα διάφορα επίπεδα. Επίσης υπάρχουν και συνδέσεις ανατροφοδότησης.

2.4.1 Δίκτυα Προώθησης (Feed-forward)

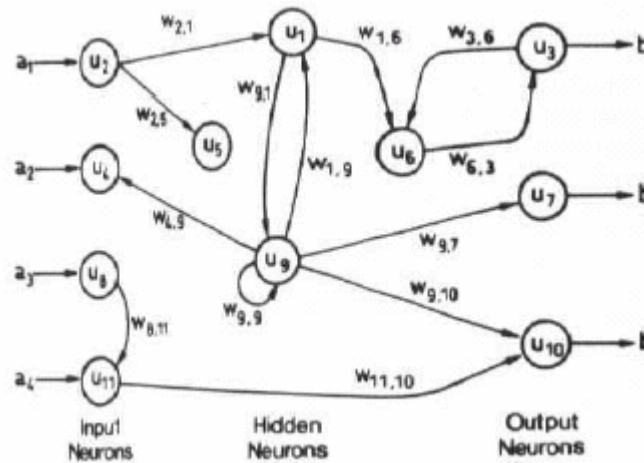
Τα δίκτυα προώθησης (Σχήμα 2.8) επιτρέπουν στα σήματα να ταξιδεύουν μόνο προς μία κατεύθυνση, από την είσοδο στην έξοδο. Δεν υπάρχει ανατροφοδότηση (βρόχος), δηλαδή η έξοδος από ένα επίπεδο δεν επηρεάζει το ίδιο επίπεδο. Τα ΤΝΔ προώθησης τείνουν να είναι ιδιαίτερα απλά δίκτυα που συσχετίζουν εισόδους με εξόδους. Χρησιμοποιούνται ευρέως στην αναγνώριση προτύπων. Αυτός ο τύπος οργάνωσης αναφέρεται, επίσης, και ως bottom-up ή top-down.



Σχήμα 2.8 Παράδειγμα απλού δικτύου προώθησης (feed-forward) (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

2.4.2 Δίκτυα Ανατροφοδότησης (Feed-back)

Τα δίκτυα ανατροφοδότησης (Σχήμα 2.9) μπορούν να έχουν σήματα που ταξιδεύουν και στις δύο κατευθύνσεις εισάγοντας βρόχους στο δίκτυο. Τα δίκτυα ανατροφοδότησης είναι πολύ ισχυρά και μπορεί να γίνουν ιδιαίτερα πολύπλοκα. Είναι δυναμικά, καθώς η κατάσταση τους αλλάζει συνεχώς μέχρι να φθάσουν στο σημείο ισορροπίας. Παραμένουν στο σημείο ισορροπίας μέχρι να αλλάξει η είσοδος οπότε ένα καινούργιο σημείο ισορροπίας πρέπει να βρεθεί. Οι αρχιτεκτονικές ανατροφοδότησης αναφέρονται, επίσης, και ως διαδραστικές ή επαναλαμβανόμενες/διαδραστικές, αν και ο δεύτερος όρος συχνά αναφέρεται σε οργανώσεις μονού επιπέδου.



Σχήμα 2.9 Παράδειγμα πολύπλοκου δικτύου (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

2.4.3 Τα επίπεδα του δικτύου

Το πιο συνηθισμένο είδος ΤΝΔ αποτελείται από τρεις ομάδες, ή επίπεδα, μονάδων/στοιχείων: ένα επίπεδο μονάδων εισόδου (input units) συνδέεται με ένα επίπεδο "κρυμμένων" μονάδων (hidden units), το οποίο είναι συνδεδεμένο με ένα επίπεδο μονάδων εξόδου (output units) (Σχήμα 2.8).

Η δραστηριότητα των στοιχείων εισόδου αντιπροσωπεύει την ακατέργαστη πληροφορία που δίδεται στο δίκτυο. Η δραστηριότητα κάθε κρυμμένου στοιχείου καθορίζεται από τις δραστηριότητες των στοιχείων εισόδου και από τις σταθμίσεις των διασυνδέσεων μεταξύ των στοιχείων εισόδου και των κρυμμένων στοιχείων. Η συμπεριφορά των στοιχείων εξόδου εξαρτάται από τη δραστηριότητα των κρυμμένων στοιχείων και από τις σταθμίσεις των διασυνδέσεων μεταξύ των κρυμμένων στοιχείων και των στοιχείων εξόδου.

Το ενδιαφέρον αυτού του απλού τύπου ΤΝΔ βρίσκεται στο ότι οι κρυμμένες μονάδες είναι ελεύθερες να δημιουργήσουν τις δικές τους αναπαραστάσεις των προτύπων εισόδου. Τα βάρη μεταξύ των μονάδων εισόδου και των κρυμμένων μονάδων καθορίζουν πότε κάθε κρυμμένο στοιχείο ενεργοποιείται, οπότε τροποποιώντας αυτά τα βάρη, μία κρυμμένη μονάδα μπορεί να επιλέξει τι αντιπροσωπεύει.

Επιπλέον, υπάρχει διαφορά μεταξύ αρχιτεκτονικών ενός επιπέδου και πολλαπλών επιπέδων. Η οργάνωση ενός επιπέδου, στην οποία όλα τα στοιχεία είναι συνδεδεμένα το ένα με το άλλο, αποτελεί την πιο γενική περίπτωση και διαθέτει μεγαλύτερη υπολογιστική δύναμη από ιεραρχικές οργανώσεις πολλαπλών

επιπέδων. Σε δίκτυα πολλαπλών επιπέδων, τα στοιχεία είναι συχνά αριθμημένα με βάση το επίπεδο και όχι ακολουθώντας μια συνολική αρίθμηση.

2.4.4 Perceptrons

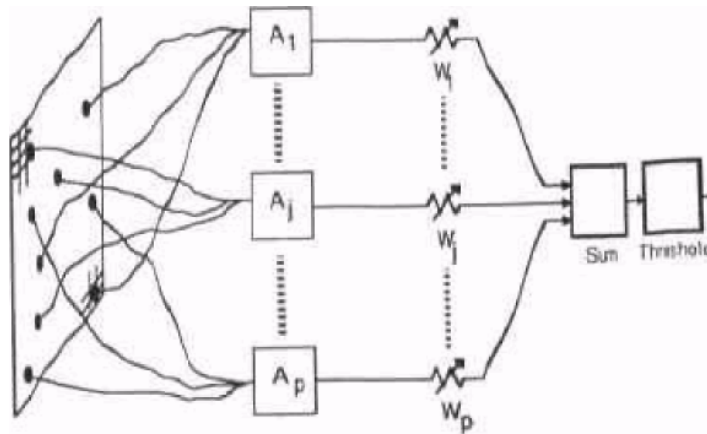
Το έργο με την μεγαλύτερη επίδραση πάνω στα ΤΝΔ κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1960, καταχωρείται κάτω από την επικεφαλίδα perceptions, ένας όρος που πρωτο-χρησιμοποιήθηκε από το Frank Rosenblatt. Το perceptron (Σχήμα 2.10) είναι ένα MCP μοντέλο (νευρώνας με σταθμισμένες εισόδους) με κάποια επιπρόσθετη προ-επεξεργασία. Τα στοιχεία A_1, A_2, A_j και A_p ονομάζονται στοιχεία συσχέτισης και το έργο τους είναι να εξάγουν συγκεκριμένα, τοπικά χαρακτηριστικά από τις εικόνες που δίδονται ως είσοδο. Τα perceptrons μιμούνται τη βασική ιδέα πίσω από το οπτικό σύστημα των θηλαστικών. Χρησιμοποιούνταν κυρίως στην αναγνώριση προτύπων, αν και οι δυνατότητες τους επεκτείνονταν και πέρα από αυτό.

Η μονάδα perceptron είναι ένας νευρώνας δυαδικής απόφασης (binary decision unit).

Κανόνας εκπαίδευσης:

Το perceptron απεικονίζει ένα σύνολο διανυσμάτων εισόδου, έστω A , στο 0 και ένα άλλο σύνολο, έστω B , στο 1. Η χρήση περισσότερων του ενός perceptrons αυξάνει την ισχύ επεξεργασίας, αφού οι έξοδοι επιτρέπουν την ταξινόμηση των εξόδων σε περισσότερες κατηγορίες. Περιληπτικά:

- Τυχαία απόδοση τιμών σε βάρη και thresholds.
- Παρουσίαση πρώτου προτύπου εισόδου.
- Υπολογισμός εξόδου παίρνοντας την τιμή κατωφλίου του σταθμισμένου αθροίσματος των εισόδων.
- Μεταβολή των βαρών έτσι ώστε να ενδυναμωθεί η λήψη σωστών αποφάσεων και η αποθάρρυνση των λανθασμένων, δηλ. ελάττωση του λάθους.
- Παρουσίαση του επόμενου προτύπου εισόδου.



Σχήμα 2.10 Perceptron (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Υπάρχουν κάποια πρότυπα για τα οποία ο κανόνας εκπαίδευσης του perceptron δεν συγκλίνει. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το πρόβλημα XOR για δύο εισόδους, όπου δεν μπορεί να υπάρξει σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων το οποίο θα επιτύχει τον διαχωρισμό των προτύπων.

Το 1969, οι Minsky και Papert έγραψαν ένα βιβλίο στο οποίο περιέγραψαν τους περιορισμούς των perceptrons ενός επιπέδου. Ο αντίκτυπος που είχε αυτό το βιβλίο ήταν σημαντικός και οδήγησε πολλούς ερευνητές του χώρου των ΤΝΔ να χάσουν το ενδιαφέρον τους. Το καλογραμμένο αυτό βιβλίο έδειξε με μαθηματικό τρόπο ότι τα perceptrons ενός επιπέδου δεν μπορούσαν να επιτελέσουν κάποιες βασικές λειτουργίες αναγνώρισης προτύπων, όπως να προσδιορίσουν την ισοτιμία (parity) ενός σχήματος ή να αναγνωρίσουν αν ένα σχήμα είναι συνδεδεμένο ή όχι. Αυτό που δεν αντιλήφθηκαν, μέχρι τη δεκαετία του 1980, είναι ότι με την κατάλληλη εκπαίδευση, τα perceptrons πολλαπλών επιπέδων μπορούν πράγματι να επιτελέσουν αυτές τις λειτουργίες.

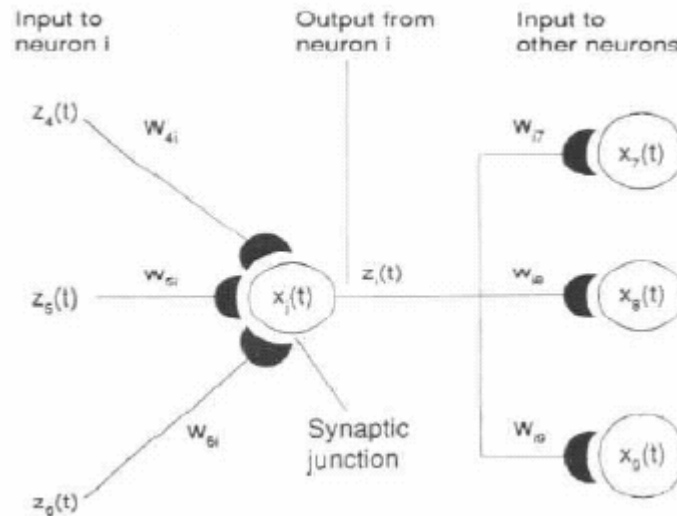
2.5 Εκπαίδευση ΤΝΔ

2.5.1 Η Διαδικασία Εκπαίδευσης

Η απομνημόνευση προτύπων και η επακόλουθη αντίδραση του δικτύου μπορεί να καταχωρηθεί σε δύο γενικές κατηγορίες:

1. **συσχετιστική απεικόνιση (associative mapping)**, στην οποία το δίκτυο μαθαίνει να παράγει ένα συγκεκριμένο πρότυπο βασισμένο στο σύνολο των στοιχείων εισόδου οποτεδήποτε κάποιο άλλο συγκεκριμένο πρότυπο εφαρμόζεται στο σύνολο των στοιχείων εισόδου. Η συσχετιστική απεικόνιση μπορεί να διασπασθεί σε δύο μηχανισμούς:

- *αυτο-συσχέτιση (auto-association)*: ένα πρότυπο εισόδου συσχετίζεται με τον εαυτό του και οι καταστάσεις των στοιχείων εισόδου και εξόδου συμπίπτουν. Αυτό χρησιμοποιείται για να προσφέρει την ολοκλήρωση του προτύπου, δηλαδή να παράγει ένα πρότυπο οποτεδήποτε παρουσιάζεται ένα κομμάτι αυτού ή ένα παραμορφωμένο πρότυπο. Στη δεύτερη περίπτωση, το δίκτυο αποθηκεύει ζευγάρια προτύπων δημιουργώντας μια συσχέτιση ανάμεσα σε δύο σύνολα προτύπων.
 - *ετερο-συσχέτιση (hetero-association)*: σχετίζεται με δύο μηχανισμούς :
 - *ανάκληση του πλησιέστερου γείτονα (nearest-neighbor)*, όπου το παραγόμενο πρότυπο εξόδου αντιστοιχεί στο αποθηκευμένο πρότυπο εισόδου, το οποίο είναι πλησιέστερο στο παρουσιαζόμενο πρότυπο, και
 - *παρεμβατική (interpolative) ανάκληση*, όπου το πρότυπο εξόδου είναι μια παρεμβολή των αποθηκευμένων προτύπων η οποία βασίζεται στην ομοιότητα και που αντιστοιχούν στο παρουσιαζόμενο πρότυπο. Ακόμη ένα παράδειγμα, μια διαφορετική εκδοχή της συσχετιστικής απεικόνισης, είναι η κατηγοριοποίηση, δηλαδή όταν υπάρχει ένα σταθερό σύνολο κατηγοριών μέσα στα οποία πρέπει να κατηγοριοποιηθούν τα πρότυπα εισόδου.
2. **αναγνώριση κανονικότητας (regularity detection)**, στην οποία τα στοιχεία μαθαίνουν να αντιδρούν σε συγκεκριμένες ιδιότητες των προτύπων εισόδου. Εκεί όπου στη συσχετιστική απεικόνιση, το δίκτυο αποθηκεύει τις σχέσεις ανάμεσα στα πρότυπα, στην αναγνώριση κανονικότητας, η αντίδραση κάθε στοιχείου έχει μια συγκεκριμένη 'σημασία'. Αυτό το είδος μηχανισμού εκπαίδευσης είναι απαραίτητο για ανακάλυψη χαρακτηριστικών και αναπαράσταση γνώσης.



Σχήμα 2.11 Διασύνδεση νευρώνα (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Κάθε νευρωνικό δίκτυο κατέχει γνώση, η οποία εμπεριέχεται στις τιμές των βαρών των διασυνδέσεων των νευρώνων. Η τροποποίηση της γνώσης που είναι αποθηκευμένη στο δίκτυο ως συνάρτηση της εμπειρίας, υπονοεί έναν κανόνα εκπαίδευσης για την αλλαγή των τιμών των βαρών.

Η πληροφορία αποθηκεύεται στον πίνακα βαρών W του ΤΝΔ. Εκπαίδευση είναι ο καθορισμός των βαρών. Ακολουθώντας τον τρόπο με τον οποίο επιτελείται η εκπαίδευση, μπορούμε να διακρίνουμε δύο βασικές κατηγορίες νευρωνικών δικτύων:

1. **σταθερά δίκτυα (fixed networks)**, στα οποία τα βάρη δεν μπορούν να τροποποιηθούν, δηλαδή $dW/dt = 0$. Σε τέτοια δίκτυα, τα βάρη είναι καθορισμένα από πριν με βάση το προς λύση πρόβλημα.
2. **προσαρμοζόμενα δίκτυα (adaptive networks)**, τα οποία είναι ικανά να αλλάζουν τα βάρη τους, δηλαδή $dW/dt \neq 0$.

Όλες οι μέθοδοι εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται σε προσαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να διακριθούν στις παρακάτω κατηγορίες:

- **Εκπαίδευση υπό επίβλεψη (Supervised learning)**, η οποία χρησιμοποιεί έναν εξωτερικό δάσκαλο, ο οποίος καθορίζει για κάθε στοιχείο εξόδου, ποια είναι η κατάλληλη αντίδραση στα σήματα εισόδου. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, συνολικές πληροφορίες μπορεί να ζητηθούν. Παραδείγματα εκπαίδευσης υπό επίβλεψη περιλαμβάνουν εκπαίδευση διόρθωσης σφάλματος, ενισχυμένη εκπαίδευση και

στοχαστική εκπαίδευση. Ένα ιδιαίτερα σημαντικό χαρακτηριστικό που αφορά την εκπαίδευση υπό επίβλεψη είναι το πρόβλημα της σύγκλισης του σφάλματος, δηλαδή η ελαχιστοποίηση του σφάλματος ανάμεσα στις αναμενόμενες και τις υπολογισμένες τιμές των στοιχείων. Ο σκοπός είναι ο καθορισμός των βαρών που ελαχιστοποιούν το σφάλμα. Μία από τις πιο γνωστές μεθόδους, η οποία είναι κοινή σε πολλά παραδείγματα εκπαίδευσης, είναι η ελάχιστη μέση τετραγωνική σύγκλιση (least mean square convergence).

- **Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning)**, η οποία δε χρησιμοποιεί εξωτερικό δάσκαλο και βασίζεται αποκλειστικά σε τοπικές πληροφορίες. Είναι γνωστή, επίσης, και με το όνομα αυτο-οργάνωση (self-organisation), με την έννοια ότι οργανώνει μόνο του δεδομένα που παρουσιάζονται στο δίκτυο και παρατηρεί τις αναδυόμενες συλλογικές ιδιότητες τους. Παραδείγματα εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι η εκπαίδευση Hebbian και η ανταγωνιστική εκπαίδευση. Αυτή η πλευρά της εκπαίδευσης αφορά τη διάκριση ή όχι μιας ξεχωριστής φάσης, κατά τη διάρκεια της οποίας το δίκτυο εκπαιδεύεται και επακολουθεί μια φάση λειτουργίας. Λέμε ότι ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει on-line αν η φάση της εκπαίδευσης και η φάση λειτουργίας είναι ξεχωριστές. Ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει off-line αν μαθαίνει και λειτουργεί ταυτόχρονα. Συνήθως, η υπό επίβλεψη εκπαίδευση πραγματοποιείται off-line, ενώ η χωρίς επίβλεψη εκπαίδευση πραγματοποιείται on-line.
- **Ενισχυμένη (Reinforced) Εκπαίδευση**, κατά την οποία το δίκτυο λαμβάνει ένα συνολικό σήμα επιβράβευσης ή τιμωρίας. Τα βάρη μεταβάλλονται έτσι να αναπτύξουν μια συμπεριφορά εισόδου/εξόδου η οποία μεγιστοποιεί την πιθανότητα επιβράβευσης και ελαχιστοποιεί την πιθανότητα επιβολής κάποιας ποινής.

Η συμπεριφορά ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου εξαρτάται τόσο από τα βάρη όσο και από την συνάρτηση εισόδου-εξόδου (συνάρτηση μεταφοράς / transfer function) που καθορίζεται για τα στοιχεία.

Για την κατασκευή ενός ΤΝΔ που επιτελεί κάποιο συγκεκριμένο έργο, πρέπει να επιλέξουμε πώς συνδέονται τα στοιχεία μεταξύ τους (Σχήμα 2.8) και πρέπει να θέσουμε τα βάρη των διασυνδέσεων κατάλληλα. Οι διασυνδέσεις καθορίζουν αν

είναι εφικτό για ένα στοιχείο να επηρεάσει κάποιο άλλο. Τα βάρη καθορίζουν τη δύναμη αυτής της επίδρασης.

Μπορούμε να εκπαιδεύσουμε ένα δίκτυο τριών επιπέδων να επιτελεί ένα συγκεκριμένο έργο χρησιμοποιώντας την παρακάτω διαδικασία:

1. Δίνουμε στο δίκτυο παραδείγματα εκπαίδευσης, τα οποία αποτελούνται από ένα πρότυπο για τους νευρώνες εισόδου μαζί με το αναμενόμενο πρότυπο για τους νευρώνες εξόδου.
2. Καθορίζουμε πόσο κοντά είναι η πραγματική έξοδος με την αναμενόμενη έξοδο του ΤΝΔ.
3. Αλλάζουμε το βάρος κάθε σύνδεσης, ούτως ώστε το δίκτυο να παράγει καλύτερη προσέγγιση της αναμενόμενης εξόδου.

2.5.1.1 Παράδειγμα

Ας υποθέσουμε ότι θέλουμε ένα δίκτυο που να αναγνωρίζει χειρόγραφα ψηφία. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα πίνακα αποτελούμενο από 256 αισθητήρες, καθένας από τους οποίους καταγράφει την παρουσία ή απουσία μελάνης σε μια μικρή περιοχή ενός ψηφίου. Το δίκτυο θα χρειαζόταν, τότε, 256 στοιχεία εισόδου (ένα για κάθε αισθητήρα), 10 στοιχεία εξόδου (ένα για κάθε είδος ψηφίου) και ένα αριθμό κρυμμένων στοιχείων.

Για κάθε είδος ψηφίου που καταγράφεται από τους αισθητήρες, το δίκτυο πρέπει να παράγει υψηλή δραστηριότητα στο κατάλληλο στοιχείο εξόδου και χαμηλή δραστηριότητα στα υπόλοιπα στοιχεία εξόδου.

Για να εκπαιδεύσουμε το δίκτυο, παρουσιάζουμε το σχήμα καθενός ψηφίου και συγκρίνουμε την πραγματική δραστηριότητα των 10 στοιχείων εξόδου με την αναμενόμενη δραστηριότητα. Στη συνέχεια, υπολογίζουμε το σφάλμα, το οποίο υπολογίζεται ως το τετράγωνο της διαφοράς ανάμεσα στις αναμενόμενες και πραγματικές δραστηριότητες. Μετά από αυτό, αλλάζουμε τη στάθμιση κάθε διασύνδεσης, ούτως ώστε να μειωθεί το σφάλμα. Επαναλαμβάνουμε αυτή τη διαδικασία εκπαίδευσης για πολλές διαφορετικές εκδοχές του σχήματος καθενός από τα ψηφία μέχρις ότου το δίκτυο κατηγοριοποιήσει κάθε σχήμα σωστά.

Για να εφαρμόσουμε αυτή τη διαδικασία, πρέπει να υπολογίσουμε την παράγωγο του σφάλματος των βαρών (EW), ούτως ώστε να αλλάξουμε το βάρος κατά εκείνη την ποσότητα που είναι ανάλογη με το ρυθμό με τον οποίο αλλάζει το σφάλμα καθώς αλλάζει η στάθμιση. Ένας τρόπος για τον υπολογισμό του EW είναι

να αλλάξουμε τη στάθμιση ελάχιστα και να παρατηρήσουμε πώς αλλάζει το σφάλμα. Αλλά αυτή η μέθοδος δεν είναι αποδοτική, καθώς απαιτεί διαφορετική αλλαγή για καθένα από τα πολλά βάρη.

Ένας άλλος τρόπος για τον υπολογισμό του ΕW είναι η χρήση του αλγορίθμου back-propagation, ο οποίος περιγράφεται παρακάτω και ο οποίος είναι ένα από τα πιο δημοφιλή εργαλεία για την εκπαίδευση ΤΝΔ. Αναπτύχθηκε ανεξάρτητα από δύο διαφορετικές ομάδες, στη Γαλλία (Fogelman-Soulie, Gallinari και Le Cun) και στις ΗΠΑ (Rumelhart, Hinton και Williams).

2.5.2 Ο Αλγόριθμος Back-Propagation

Όπως είδαμε ένα ΤΝΔ ενός επιπέδου μπορεί να επιτύχει μόνο ένα περιορισμένο εύρος εργασιών. Οι Minsky και Papert (1969) έδειξαν το ότι ένα ΤΝΔ με δύο επίπεδα μπορεί να ξεπεράσει πολλούς περιορισμούς αλλά δεν παρουσίασαν κάποιο αλγόριθμο προσαρμογής των βαρών από τις εισόδους στους νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου. Μία λύση σε αυτό το πρόβλημα παρουσιάστηκε από τους Rumelhart, Hinton και Williams (1986). Όμοιες λύσεις είχαν προταθεί και από άλλους (Werbos 1974, Parker 1985, Cun 1985)

Η κεντρική ιδέα της λύσης είναι ότι τα λάθη των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου καθορίζονται με την διάδοση προς τα πίσω των λαθών των νευρώνων εξόδου. Για αυτό το λόγο η μέθοδος ονομάζεται *οπισθοδρομεί διάδοση του σφάλματος* (Back error propagation ή *Back-propagation*)

Για να εκπαιδευθεί ένα νευρωνικό δίκτυο προκειμένου να επιτελέσει ένα έργο, πρέπει να προσαρμόσουμε τα βάρη κάθε στοιχείου με τέτοιο τρόπο ώστε το σφάλμα μεταξύ της αναμενόμενης και της πραγματικής εξόδου να μειωθεί. Αυτή η διαδικασία απαιτεί από το νευρωνικό δίκτυο να υπολογίσει την παράγωγο του σφάλματος των βαρών (ΕW). Με άλλα λόγια, πρέπει να υπολογίσει πώς αλλάζει το σφάλμα καθώς αυξάνεται ή μειώνεται ελαφρά κάθε στάθμιση. Ο αλγόριθμος back-propagation είναι αυτός που χρησιμοποιείται περισσότερο για τον υπολογισμό του ΕW.

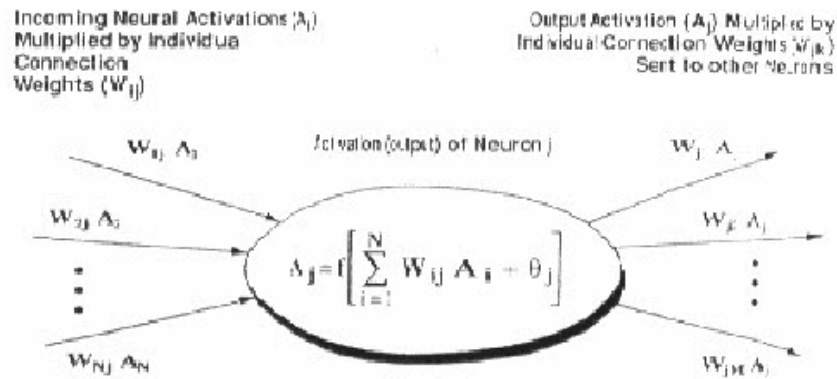
Ο αλγόριθμος back-propagation είναι πιο εύκολο να κατανοηθεί αν όλα τα στοιχεία στο δίκτυο είναι γραμμικά. Ο αλγόριθμος υπολογίζει το ΕW υπολογίζοντας πρώτα το ΕΑ, που είναι ο *ρυθμός μεταβολής του σφάλματος καθώς αλλάζει το επίπεδο δραστηριότητας ενός στοιχείου*. Για στοιχεία εξόδου, το ΕΑ είναι απλά η διαφορά ανάμεσα στην αναμενόμενη και πραγματική έξοδο. Για να υπολογίσουμε το ΕΑ ενός κρυμμένου νευρώνα που βρίσκεται ένα μόλις επίπεδο

πριν το επίπεδο εξόδου, αρχικά βρίσκουμε όλα τα βάρη ανάμεσα σε αυτόν τον κρυμμένο νευρώνα και τους νευρώνες εξόδου με τους οποίους είναι συνδεδεμένος. Στη συνέχεια, πολλαπλασιάζουμε αυτά τα βάρη με τα ΕΑ αυτών των νευρώνων εξόδου και προσθέτουμε τα επί μέρους γινόμενα. Το συνολικό άθροισμα αντιστοιχεί στο ΕΑ για το συγκεκριμένο κρυμμένο νευρώνα. Αφού υπολογίσουμε όλα τα ΕΑ για το κρυμμένο επίπεδο που βρίσκεται ακριβώς πριν το επίπεδο εξόδου, υπολογίζουμε με παρόμοιο τρόπο τα ΕΑ για τα υπόλοιπα επίπεδα, μετακινούμενοι από επίπεδο σε επίπεδο με κατεύθυνση αντίθετη προς αυτή με την οποία οι δραστηριότητες κινούνται μέσα στο δίκτυο. Αυτό είναι που δίνει στον αλγόριθμο back-propagation την ονομασία του. Αφού υπολογιστεί το ΕΑ για ένα νευρώνα, είναι αρκετά απλό να υπολογιστεί το ΕW για κάθε εισερχόμενη σύνδεση αυτού του νευρώνα. Το ΕW είναι το γινόμενο του ΕΑ με τη δραστηριότητα της εισερχόμενης σύνδεσης.

Για μη-γραμμικά στοιχεία ο αλγόριθμος back-propagation περιλαμβάνει ένα επιπλέον βήμα. Πριν την οπισθοδρομεί διάδοση (back-propagation), το ΕΑ πρέπει να μετατραπεί σε ΕΙ, που είναι ο ρυθμός με τον οποίο το σφάλμα αλλάζει καθώς η συνολική είσοδος που δέχεται ένας νευρώνας αλλάζει.

2.5.2.1 Αναλυτικότερη Προσέγγιση

Οι νευρώνες συνδέονται ο ένας με τον άλλο. Οι συνδέσεις αντιστοιχούν στις ακμές του αντίστοιχου προσανατολισμένου γράφου. Υπάρχει ένας πραγματικός αριθμός που σχετίζεται με κάθε σύνδεση, και που ονομάζεται βάρος της σύνδεσης. Αποκαλούμε W_{ij} το βάρος της σύνδεσης από το στοιχείο U_i στο στοιχείο U_j . Είναι στη συνέχεια εύκολο να αναπαραστήσουμε το πρότυπο της συνδεσιμότητας στο δίκτυο χρησιμοποιώντας ένα πίνακα βαρών W , τα στοιχεία του οποίου αποτελούν τα βάρη W_{ij} . Υπάρχουν δύο ειδών συνδέσεις: διεγερτικές (excitatory) και αποτρεπτικές (inhibitory). Θετικό βάρος αντιπροσωπεύει σύνδεση διέγερσης, ενώ αρνητικό αντιπροσωπεύει αποτρεπτική σύνδεση. Το πρότυπο της συνδεσιμότητας χαρακτηρίζει την αρχιτεκτονική του δικτύου.



Σχήμα 2.12 Υπολογισμός εξόδου νευρώνα (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Ένα στοιχείο στο επίπεδο εξόδου καθορίζει τη δραστηριότητα του ακολουθώντας την παρακάτω διαδικασία δύο βημάτων:

- Αρχικά, υπολογίζεται η συνολική σταθμισμένη εισόδο X_j , χρησιμοποιώντας τον τύπο:

$$x_j = \sum_i y_i W_{ij}$$

όπου, y_i είναι το επίπεδο δραστηριότητας (έξοδος) του νευρώνα j στο προηγούμενο επίπεδο και W_{ij} είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ των νευρώνων i και j .

- Στη συνέχεια, ο νευρώνας υπολογίζει την έξοδο του y_j χρησιμοποιώντας κάποια συνάρτηση της συνολικής σταθμισμένης εισόδου. Συνήθως χρησιμοποιούμε τη σιγμοειδή συνάρτηση (Εξίσωση 2.5).

Από τη στιγμή που οι έξοδοι όλων των νευρώνων εξόδου έχουν γίνει γνωστές, το δίκτυο υπολογίζει το σφάλμα E , το οποίο καθορίζεται από την έκφραση:

$$\frac{1}{2} \sum_i (y_i - d_i)^2$$

όπου y_i είναι η έξοδος του στοιχείου j στο επίπεδο εξόδου και d_j είναι η αναμενόμενη έξοδος του στοιχείου j .

Ο αλγόριθμος αποτελείται από τέσσερα βήματα:

1. Υπολογίζουμε το ρυθμό με τον οποίο αλλάζει το σφάλμα καθώς αλλάζει η δραστηριότητα (έξοδος) ενός νευρώνα του επιπέδου εξόδου. Αυτή η παράγωγος

του σφάλματος (EA) είναι η διαφορά ανάμεσα στην αναμενόμενη και την πραγματική έξοδο.

$$EA_j = \frac{\partial E}{\partial y_j} = y_j - d_j$$

- Υπολογίζουμε το ρυθμό με τον οποίο αλλάζει το σφάλμα καθώς αλλάζει η συνολική είσοδος που δέχεται ένας νευρώνας εξόδου. Αυτή η ποσότητα (EI) είναι η απάντηση από το βήμα 1 πολλαπλασιαζόμενη με το ρυθμό με τον οποίο η έξοδος ενός νευρώνα αλλάζει καθώς αλλάζει η συνολική του είσοδος.

$$EI_j = \frac{\partial E}{\partial x_j} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \times \frac{dy_j}{dx_j} = EA_j y_j (1 - y_j)$$

- Υπολογίζουμε το ρυθμό με τον οποίο αλλάζει το σφάλμα καθώς αλλάζει το βάρος μιας σύνδεσης που οδηγεί σε στοιχείο εξόδου. Αυτή η ποσότητα (EW) είναι η απάντηση από το βήμα 2 πολλαπλασιαζόμενη με το επίπεδο δραστηριότητας του στοιχείου από το οποίο ξεκινάει η σύνδεση.

$$EW_{ij} = \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial x_j} \times \frac{\partial x_j}{\partial W_{ij}} = EI_j y_i$$

- Υπολογίζουμε το ρυθμό με τον οποίο αλλάζει το σφάλμα καθώς αλλάζει η δραστηριότητα ενός στοιχείου από το προηγούμενο επίπεδο. Αυτό το πολύ σημαντικό βήμα επιτρέπει back-propagation να εφαρμόζεται σε δίκτυα πολλαπλών επιπέδων. Όταν η δραστηριότητα ενός στοιχείου του προηγούμενου επιπέδου αλλάζει, επιδρά στις δραστηριότητες όλων των στοιχείων εξόδου με τα οποία είναι συνδεδεμένο. Οπότε, για να υπολογίσουμε τη συνολική επίδραση στο σφάλμα, προσθέτουμε όλες τις ξεχωριστές επιδράσεις στα στοιχεία εξόδου. Αλλά κάθε επίδραση είναι εύκολο να υπολογιστεί. Είναι η απάντηση στο βήμα 2 πολλαπλασιαζόμενη με το βάρος της σύνδεσης προς εκείνο το στοιχείο εξόδου.

$$EA_i = \frac{\partial E}{\partial y_i} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial x_j} \times \frac{\partial x_j}{\partial y_i} = \sum_j EI_j W_{ij}$$

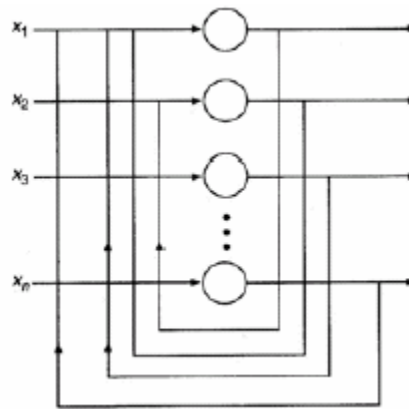
Χρησιμοποιώντας τα βήματα 2 και 4, μπορούμε να τροποποιήσουμε τα EA ενός επιπέδου νευρώνων σε EA για το προηγούμενο επίπεδο. Αυτή η διαδικασία

μπορεί να επαναληφθεί προκειμένου να πάρουμε τα ΕΑ για οποιαδήποτε από τα προηγούμενα επίπεδα επιθυμούμε. Από τη στιγμή που γνωρίζουμε τα ΕΑ ενός νευρώνα, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τα βήματα 2 και 3 για να υπολογίσουμε τα ΕΑ στις εισερχόμενες συνδέσεις του.

2.6 Άλλες Αρχιτεκτονικές ΤΝΔ

2.6.1 Δίκτυα Hopfield

Τα δίκτυα Hopfield είναι αναδρομικά δίκτυα ενός επιπέδου με συμμετρικούς πίνακες βαρών στους οποίους τα διαγώνια στοιχεία είναι όλα μηδέν. (Τα διαγώνια στοιχεία δεν χρειάζεται να είναι μηδέν, αλλά η απόδοση είναι καλύτερη όταν θεωρούμε ότι έχουν τιμή μηδέν). Έτσι για ένα δίκτυο Hopfield με πίνακα βαρών W , $w_{ij} = w_{ji}$ και $w_{ii} = 0$ για όλα τα $i, j = 1, 2, \dots, n$. Ένα παράδειγμα δικτύου Hopfield δίνεται στο Σχήμα 2.13. Πώς ένα τόσο απλό δίκτυο μπορεί να παράγει έξοδο διαφορετική από την είσοδο του; Αυτό είναι αποτέλεσμα της επαναληπτικής λειτουργίας του δικτύου όπως περιγράφεται παρακάτω.



Σχήμα 2.13 Παράδειγμα δικτύου Hopfield (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Τα δίκτυα Hopfield αποθηκεύουν ένα αριθμό P πρωτότυπων προτύπων ο οποίος ονομάζεται σταθερός αριθμός ελκυστών (fixed-point attractors). Η θέση των ελκυστών καθορίζεται από τον πίνακα βαρών W . Τα αποθηκευμένα πρότυπα μπορούν να καθοριστούν υπολογίζοντάς τα απ' ευθείας, ή μπορούν να προκύψουν από κάποια μέθοδο βαθμιαίας μείωσης (gradient descent) όπως ο κανόνας Δέλτα.

Αφού το δίκτυο έχει μάθει τα P πρωτότυπα πρότυπα x^1, x^2, \dots, x^P , μπορεί να χρησιμοποιηθεί για συσχετιστική ανάκληση (associative recall). Για να ανακληθεί ένα πρότυπο x^k , το δίκτυο λειτουργεί επαναληπτικά επανα-

τροφοδοτώντας τα σήματα εξόδου του δικτύου πίσω στις εισόδους συνεχώς μέχρι το δίκτυο να σταθεροποιηθεί. Ξεκινώντας από κάποια αρχική τυχαία κατάσταση, ένα σήμα εισόδου $x(0)$ εφαρμόζεται στις εισόδους την χρονική στιγμή 0 και υπολογίζονται οι εξοδοί των μονάδων/νευρώνων. Για συστήματα διακριτού χρόνου, οι εξοδοί καθορίζονται από τις εξισώσεις διαφορών

(2.6.1)

$$x_i(t+1) = \text{sgn} \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) - \theta \right)$$

για $i = 1, 2, \dots, n$, όπου το κατώφλι (threshold) θ είναι μία θετική σταθερά ή μηδέν και όπου χρησιμοποιούμε τον διπολικό τύπο ενεργοποίησης $x_i \in \{-1, +1\}$ με

(2.6.2)

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} +1 & \text{εάν } x > 0 \\ -1 & \text{εάν } x < 0 \end{cases}$$

και με την σύμβαση $x_i(t+1) = x_i(t)$ εάν $x=0$.

Ξεκινώντας με ένα διάνυσμα x ως είσοδο, υπολογίζονται οι εξοδοί σύμφωνα με την εξίσωση (2.6.2) και επανα-τροφοδοτούνται στις εισόδους και προσθέτονται μέσω κάποιας μεθόδου ενημέρωσης. Κατόπιν υπολογίζονται οι νέες εξοδοί οι οποίες επανα-τροφοδοτούνται στις εισόδους την επόμενη χρονική στιγμή κ.ο.κ. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι το δίκτυο να σταθεροποιηθεί σε ένα σταθερό σημείο το οποίο αντιστοιχεί σε ένα αποθηκευμένο πρότυπο. Η μέθοδος ενημέρωσης μπορεί να είναι σύγχρονη, ασύγχρονη ή συνδυασμός των δύο.

Κατά την σύγχρονη ενημέρωση, οι εξοδοί $x_i(t+1)$, $i = 1, 2, \dots, n$, (Εξίσωση (2.6.2)) υπολογίζονται ταυτόχρονα πριν την επανα-τροφοδότηση των εξόδων στις εισόδους. Στην ασύγχρονη ενημέρωση, οι εξοδοί $x_i(t+1)$ υπολογίζονται σειριακά με κάποια σειρά ή σύμφωνα με κάποια πιθανότητα κατανομής, ενώ κάθε εξόδος επανα-τροφοδοτείται στην είσοδο αμέσως μετά την ενημέρωσή της. Για παράδειγμα οι νευρώνες/κόμβοι μπορεί να ενημερώνονται σύμφωνα με τον δείκτη τους. Όταν χρησιμοποιείται συνδυασμός σύγχρονης και ασύγχρονης ενημέρωσης, τότε οι νευρώνες χωρίζονται σε ομάδες και οι νευρώνες κάθε ομάδας ενημερώνονται ταυτόχρονα. Κάθε ομάδα επανα-τροφοδοτείται σύμφωνα με κάποια ασύγχρονη μέθοδο.

Κατά την ανάκληση, ένα δίκτυο Hopfield φτάνει σε μία από τις εξής δύο καταστάσεις: (1) ένας κύκλος, στον οποίο για αρκετά μεγάλη τιμή t και σταθερή περίοδο $T > 1$, $x(t+T) = x(t)$ ή (2) ένα σταθερό σημείο το οποίο ορίζεται από $x(t+1) = x(t)$ για αρκετά μεγάλο t .

Για να λειτουργήσει ως συσχετιστική μνήμη, το δίκτυο θα πρέπει να συγκλίνει σε κάποιο σταθερό σημείο x_i το οποίο είναι κοντά στο διάνυσμα εισόδου μετά από κάποιο πεπερασμένο αριθμό επαναλήψεων. Σε αυτή την περίπτωση θα υπάρχει πάντα ένας συμμετρικός πίνακας βαρών W .

Μία ενδιαφέρουσα πλευρά των δικτύων Hopfield είναι ότι η κατάσταση του δικτύου χαρακτηρίζεται από μία συνάρτηση ενέργειας. Επειδή ο πίνακας βαρών είναι συμμετρικός, είναι δυνατόν να οριστεί μία συνάρτηση ενέργειας E .

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i x_j \quad (2.6.3)$$

Αυτή η συνάρτηση μοιάζει με τη συνάρτηση ενέργειας η οποία χαρακτηρίζει τα μαγνητικά υλικά στη φυσική. Αυτή η φυσική αναλογία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αποδειχθούν διάφορες ιδιότητες των ΤΝΔ τύπου Hopfield.

2.6.2 Γενικευμένα Αναδρομικά Δίκτυα

Τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (ΑΝΔ) αυτής της ενότητας διαφέρουν από τα δίκτυα Hopfield στο ότι μπορούν να έχουν το ισοδύναμο πολλαπλών επιπέδων, μη συμμετρικούς πίνακες βαρών και αυτο-ανατροφοδότηση (self feedback). Είναι επίσης δυνατό να χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος Back-propagation για την εκπαίδευση αυτών των δικτύων.

Τα δίκτυα προώθησης μπορούν να γενικευτούν και να λειτουργούν ως αναδρομικά συνδέοντας την έξοδο ενός ή περισσότερων μονάδων/νευρώνων στην είσοδο ενός ή περισσότερων μονάδων στο ίδιο ή σε προηγούμενα επίπεδα. Αυτές οι γενικευμένες αρχιτεκτονικές μπορούν να έχουν πλευρικές συνδέσεις μεταξύ μονάδων του ίδιου επιπέδου συμπεριλαμβανομένου συνδέσεις αυτο-ανατροφοδότησης. Εισάγοντας συνδέσεις ανατροφοδότησης ένα δίκτυο προώθησης πολλαπλών επιπέδων (multi layer feedforward) προκαλούνται σημαντικές αλλαγές στην λειτουργία και την διαδικασία εκπαίδευσης των δικτύων σε σύγκριση με τα στατικά ΤΝΔ. Αυτή η επιπρόσθετη πολυπλοκότητα έχει μερικά πλεονεκτήματα. Τα αναδρομικά δίκτυα έχουν αυξημένη υπολογιστική ισχύ σε σύγκριση με τα συμβατικά ΤΝΔ προώθησης πολλαπλών επιπέδων.

Τα αναδρομικά δίκτυα επιδεικνύουν δυναμική συμπεριφορά αντίθετα από τα δίκτυα προώθησης. Μπορούν να δημιουργήσουν αντιστοιχίες οι οποίες είναι συναρτήσεις του χρόνου και/ή του χώρου, ή να συγκλίνουν σε ένα σημείο μεταξύ κάποιων οριακών σημείων. Ως αποτέλεσμα, έχουν την ικανότητα εκτέλεσης πιο πολύπλοκων υπολογισμών από τα στατικά δίκτυα προώθησης. Για παράδειγμα, μπορούν να εκπαιδευτούν και να μάθουν χρονικές ακολουθίες προτύπων, δηλ. ακολουθίες προτύπων οι οποίες εξαρτώνται από το περιεχόμενο ή από το χρόνο. Αυτό το επιθυμητό χαρακτηριστικό, αποτελεί και χαρακτηριστικό των βιολογικών συστημάτων τα οποία μαθαίνουν διάφορους τύπους ακολουθιών όπως τα φωνήματα ή οι χαρακτήρες της γλώσσας ή σειριακές μεθόδους επίλυσης προβλημάτων. Κάποιες εφαρμογές τις οποίες εκτελούν καλά τα ΑΝΔ, για να εκτελεστούν από ένα αντίστοιχο δίκτυο προώθησης θα χρειαστεί μεγαλύτερος αριθμός κρυμμένων επιπέδων και/ή μεγαλύτερος αριθμός μονάδων ανά επίπεδο για να έχουμε την ίδια απόδοση.

Τα γενικευμένα ΑΝΔ δεν είναι απαραίτητο να τα θεωρούμε ότι έχουν πολλαπλά επίπεδα. Αντιθέτως απλά τα βλέπουμε ως ένα αριθμό συνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας, όπου οποιαδήποτε μονάδα i μπορεί να συνδεθεί με οποιαδήποτε άλλη μονάδα j συμπεριλαμβανομένης και της περίπτωσης $i=j$. Οποιαδήποτε από τις μονάδες μπορεί να θεωρηθεί ως μονάδα εξόδου, ενώ κάποιες καθορισμένες μονάδες θα λειτουργούν ως εισοδοί. Εάν το δίκτυο έχει συνολικά n μονάδες και m από αυτές δέχονται εξωτερική είσοδο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένας πίνακας βαρών W με διάσταση $n \times (n + m)$ για να καθορίσει πλήρως τις συναπτικές παραμέτρους του δικτύου.

Όπως είδαμε τα ΤΝΔ όπως τα δίκτυα Hopfield, έχουν φυσικές αναλογίες οι οποίες μερικές φορές μπορούν να φανούν χρήσιμες στην περιγραφή και την κατανόηση της συμπεριφοράς τους. Έτσι, η συμπεριφορά των ΑΝΔ μπορεί να κατανοηθεί καλύτερα με την γνώση των μη γραμμικών δυναμικών φαινομένων, όπως η ροή των τυρβωδών υγρών ή τα μη γραμμικά συστήματα ελέγχου. Η συμπεριφορά τους ή η δυναμική τους καθορίζεται από σύνολα ζευγών μη γραμμικών διαφορικών εξισώσεων. Όμοια, η δυναμική των ΑΝΔ μπορεί να περιγραφεί πλήρως από σύνολα μη γραμμικών διαφορικών εξισώσεων πρώτης τάξης της μορφής

$$\frac{dx_i}{dt} = G_i(w, I, x(t)) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6.4)$$

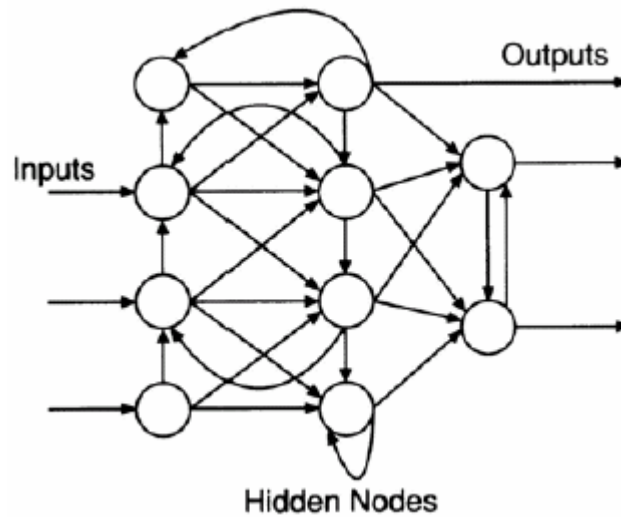
όπου x είναι το διάνυσμα κατάστασης, w ο πίνακας βαρών, I το εξωτερικό διάνυσμα εισόδου και G_j είναι μία μη γραμμική διαφορίσιμη συνάρτηση. Στην περίπτωση του μοντέλου διακριτού χρόνου, η δυναμική καθορίζεται από σύνολα μη γραμμικών εξισώσεων διαφορών της μορφής

$$x_i(t+1) = G_i(w, I, x(t)) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6.5)$$

όπου $x_i(t)$ είναι η έξοδος της μονάδας i τη χρονική στιγμή t .

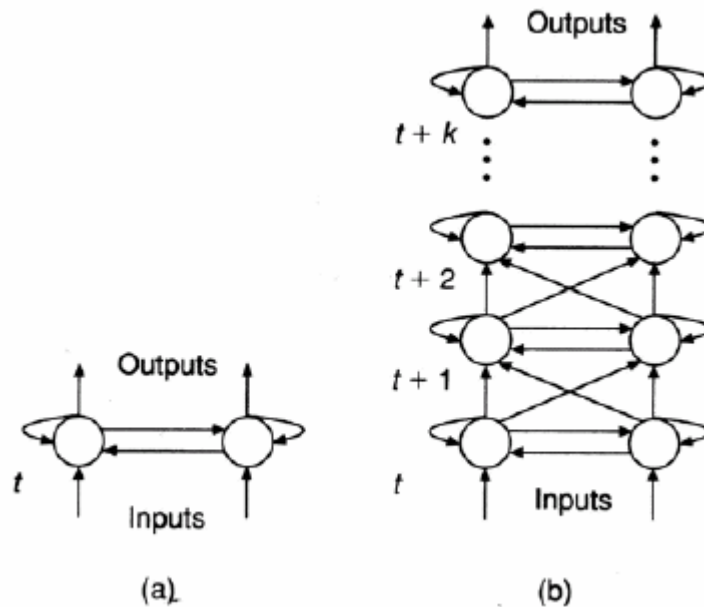
Στα συστήματα με ανατροφοδότηση, είναι σημαντικά τα θέματα ευστάθειας. Οι παράμετροι w και I και οι αρχικές συνθήκες ή το αρχικό σημείο $x(0)$ ενός ΑΝΔ καθορίζουν την συμπεριφορά του. Η συμπεριφορά μπορεί να εξελιχθεί με κάποιον από τους εξής τέσσερις τρόπους: σύγκλιση σε ένα σταθερό σημείο ελκυστή, σταθεροποίηση σε κυκλικές ταλαντώσεις (περιοδικές), τάση προς φαινομενικά περιοδική συμπεριφορά (ταλαντώσεις σε πολλαπλές συχνότητες), ή εμφάνιση χαοτικής συμπεριφοράς. Ασχολούμαστε κυρίως με την περίπτωση σταθερής σύγκλισης όπου το δίκτυο συγκλίνει σε ένα σημείο ελκυστή ή εκτελεί κάποια επιθυμητή αντιστοίχιση του διανύσματος εισόδου. Ένα παράδειγμα γενικευμένου ΑΝΔ φαίνεται στο Σχήμα 2.14 όπου το δίκτυο έχει τρεις εξωτερικές εισόδους, τρεις εξόδους και ένα αριθμό εσωτερικών συνδέσεων μεταξύ των μονάδων. Για να δούμε πως λειτουργεί το δίκτυο, υποθέτουμε ένα μοντέλο διακριτού χρόνου.

Έτσι θεωρούμε ότι το δίκτυο του Σχήματος 2.14 λειτουργεί για κάποιο χρονικό διάστημα. Την χρονική στιγμή $t > 0$, ένα πρότυπο εισόδου παρουσιάζεται στις μονάδες εισόδου του δικτύου. Αυτές οι μονάδες υπολογίζουν την τιμή ενεργοποίησης τους $f_i(x, W)$ και μεταφέρουν τις τιμές ενεργοποίησης στις μονάδες με τις οποίες είναι συνδεδεμένες τη χρονική στιγμή $t+1$. Εκτός των μονάδων εισόδου και άλλες μονάδες, συμπεριλαμβανομένων και αυτών που δεν είναι εισοδοί, υπολογίζουν επίσης τις τιμές ενεργοποίησης τους και τις διοχετεύουν στις μονάδες με τις οποίες είναι συνδεδεμένες την χρονική στιγμή $t+1$. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε επόμενη χρονική στιγμή $t+i$ ($i=1, 2, \dots$). Κατά τη διάρκεια κάθε κύκλου, τα σήματα ανατροφοδότησης συνδυάζονται με τα σήματα προώθησης για να παράγουν τις εισόδους του δικτύου σε κάθε μονάδα. Η έξοδος κάθε μονάδας είναι τιμές ενεργοποίησης οι οποίες μπορεί να συγκλίνουν (σταθεροποίηση σε ένα σταθερό σημείο), να ταλαντώνονται (χρονική επανάληψη του ίδιου συνόλου τιμών), ή να παράγουν μια μορφή χαοτικής συμπεριφοράς. Αυτό εξαρτάται από το διάνυσμα εισόδου x και τις παραμέτρους του δικτύου.



Σχήμα 2.14 Παράδειγμα Αναδρομικού Δικτύου (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Υποστηρίχτηκε ότι τα ΑΝΔ είναι γενικεύσεις των δικτύων προώθησης. Για να δείξουμε ότι είναι πράγματι γενικεύσεις, θα πρέπει να μπορούμε να εξάγουμε ένα ισοδύναμο δίκτυο προώθησης για κάθε ΑΝΔ (Minsky, Papert, 1969).



Σχήμα 2.15 (α) Ένα απλό πλήρως συνδεδεμένο Αναδρομικό Δίκτυο και (β) το ισοδύναμο Δίκτυο Προώθησης Πολλαπλών Επιπέδων (Πηγή: Αδαμίδης και Χαλκιάς, 1999)

Η ισοδυναμία σημαίνει ότι τα δύο δίκτυα εμφανίζουν την ίδια συμπεριφορά. Αυτό μπορεί να γίνει μέσω μιας διαδικασίας ξετυλίγματος στο χρόνο, όπου κάθε χρονικό βήμα t του ΑΝΔ αντιστοιχεί σε ένα επιπρόσθετο επίπεδο του δικτύου προώθησης. Ένα παράδειγμα του ισοδύναμου δικτύου προώθησης ενός πλήρως συνδεδεμένου

ΑΝΔ με δύο μονάδες φαίνεται στο Σχήμα 2.15. Το ισοδύναμο δίκτυο προώθησης (2.15b) του ΑΝΔ (2.15a) έχει ίδια βάρη για όλα τα επίπεδα (τα βάρη είναι ίδια με του ΑΝΔ των δύο μονάδων) αλλά διακριτές μονάδες εισόδου σε κάθε ένα από τα διαδοχικά επίπεδα. Ένα τέτοιο δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί να επιλύει το μη γραμμικό XOR πρόβλημα. Μία μορφή του back propagation μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση αυτών των δικτύων.

2.7 Εφαρμογές των ΤΝΔ

2.7.1 Νευρωνικά Δίκτυα στην Πράξη

Με δεδομένη αυτή την περιγραφή των νευρωνικών δικτύων και τον τρόπο λειτουργίας τους, στη συνέχεια εξετάζουμε τις εφαρμογές για τις οποίες είναι κατάλληλα. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν πολύ ευρεία εφαρμογή σε πραγματικά επιχειρηματικά προβλήματα. Για την ακρίβεια, έχουν ήδη εφαρμοσθεί επιτυχώς σε πολλούς τομείς.

Καθώς τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ καλά στην αναγνώριση προτύπων και τάσεων σε δεδομένα, είναι ιδιαίτερα κατάλληλα σε ποικίλες προβλέψεις:

- πρόβλεψη πωλήσεων,
- έλεγχος βιομηχανικών διεργασιών,
- έρευνα καταναλωτών,
- επαλήθευση δεδομένων,
- διαχείριση κινδύνου,
- εξειδικευμένο μάρκετινγκ.

Πιο συγκεκριμένα, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται, επίσης, στα ακόλουθα συγκεκριμένα παραδείγματα: αναγνώριση ομιλητών στις επικοινωνίες, διάγνωση ηπατίτιδας, επαναλειτουργία των τηλεπικοινωνιών από εσφαλμένο λογισμικό, ερμηνεία πολυσήμαντων κινέζικων λέξεων, ανακάλυψη υποθαλάσσιων ορυχείων, αναγνώριση τρισδιάστατων αντικειμένων, αναγνώριση χειρόγραφων λέξεων και αναγνώριση προσώπου.

2.7.2 Νευρωνικά δίκτυα στην ιατρική

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν, στις μέρες μας, μια ιδιαίτερα δημοφιλή περιοχή έρευνας στην ιατρική και πιστεύεται ότι θα εφαρμοστούν ευρέως σε βιο-ιατρικά συστήματα τα επόμενα χρόνια. Για την ώρα, η έρευνα

επικεντρώνεται κυρίως στη μοντελοποίηση μερών του ανθρώπινου σώματος και στην αναγνώριση ασθενειών μέσω διαφόρων μηχανημάτων (π.χ. καρδιογραφήματα, CAT scans, ultrasonic scans, κλπ.)

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ιδανικά στην αναγνώριση ασθενειών χρησιμοποιώντας scans, καθώς δεν υπάρχει ιδιαίτερη ανάγκη να δημιουργηθεί ένας συγκεκριμένος αλγόριθμος για την αναγνώριση συγκεκριμένων ασθενειών. Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων, οπότε οι λεπτομέρειες του πώς να αναγνωριστεί μια ασθένεια δεν είναι απαραίτητες. Αυτό που απαιτείται είναι ένα σύνολο από παραδείγματα που είναι αντιπροσωπευτικά των διαφόρων εκδοχών της ασθένειας. Η ποσότητα των παραδειγμάτων δεν είναι τόσο σημαντική όσο η 'ποιότητα' τους. Τα παραδείγματα πρέπει να επιλεγθούν προσεκτικά, αν επιθυμούμε να δουλέψει το σύστημα αποδοτικά και αξιόπιστα.

2.7.2.1 Μοντελοποίηση και Διάγνωση του Καρδιομυϊκού Συστήματος

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται πειραματικά για να μοντελοποιήσουν το ανθρώπινο καρδιομυϊκό σύστημα. Η διάγνωση μπορεί να επιτευχθεί υλοποιώντας ένα μοντέλο του καρδιομυϊκού συστήματος ενός ατόμου και συγκρίνοντας το με τις πραγματικές φυσιολογικές μετρήσεις ενός ασθενή. Αν αυτή η διαδικασία γίνεται σε τακτά χρονικά διαστήματα, εν δυνάμει επικίνδυνες ιατρικές καταστάσεις μπορούν να διαγνωστούν σε αρχικό στάδιο, καθιστώντας την καταπολέμηση της ασθένειας περισσότερο εύκολη.

Το μοντέλο του καρδιομυϊκού συστήματος ενός ατόμου οφείλει να μιμηθεί τις σχέσεις μεταξύ φυσιολογικών μεταβλητών (π.χ. ρυθμός καρδιάς, συστολική και διαστολική πίεση αίματος, ρυθμός αναπνοής) σε διαφορετικά επίπεδα φυσικής δραστηριότητας. Αν ένα μοντέλο προσαρμοσθεί σε ένα άτομο, τότε μετατρέπεται σε μοντέλο της φυσικής κατάστασης αυτού του ατόμου. Ο προσομοιωτής θα πρέπει να είναι ικανός να προσαρμόζεται στα χαρακτηριστικά κάθε ατόμου χωρίς την παρέμβαση ενός ειδικού. Εδώ χρειάζεται ένα νευρωνικό δίκτυο.

Ένας άλλος λόγος που δικαιολογεί την ανάγκη των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι η ικανότητα τους να προσφέρουν συνδυασμό των τιμών από διαφορετικούς αισθητήρες. Η ικανότητα αυτή των αισθητήρων επιτρέπει στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα να μαθαίνουν πολύπλοκες σχέσεις ανάμεσα στις τιμές των ατομικών αισθητήρων, οι οποίες διαφορετικά θα χάνονταν αν οι τιμές αναλύονταν ατομικά. Στην ιατρική μοντελοποίηση και διάγνωση, αυτό συνεπάγεται ότι ακόμα και αν κάθε αισθητήρας που ανήκει σε ένα σύνολο είναι

ευαίσθητος μόνο σε συγκεκριμένες φυσιολογικές μεταβλητές, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι ικανά να ανιχνεύσουν πολύπλοκες ιατρικές καταστάσεις συγχωνεύοντας δεδομένα από ατομικούς βιο-ιατρικούς αισθητήρες.

2.7.2.2 Ηλεκτρονικές μύτες

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται πειραματικά για την υλοποίηση ηλεκτρονικών μυτών. Οι ηλεκτρονικές μύτες έχουν αρκετές εν δυνάμει εφαρμογές στην τηλε-ιατρική. Τηλεϊατρική είναι η εφαρμογή της ιατρικής από μεγάλες αποστάσεις μέσω μιας τηλεπικοινωνιακής σύνδεσης. Η ηλεκτρονική μύτη θα μπορούσε να αναγνωρίσει οσμές στο μακρινό χειρουργικό περιβάλλον. Στη συνέχεια, αυτές οι αναγνωρισμένες οσμές θα μπορούσαν να μεταφερθούν ηλεκτρονικά σε κάποιο άλλο μέρος, όπου κάποιο σύστημα δημιουργίας οσμών θα μπορούσε να τις επαναδημιουργήσει. Καθώς η αίσθηση της οσμής είναι ιδιαίτερα σημαντική σε ένα χειρουργό, η τηλε-οσμή θα μπορούσε να συνεισφέρει στη χειρουργική εξ αποστάσεως.

2.7.2.3 Άμεσος φυσιοθεραπευτής

Μια εφαρμογή που αναπτύχθηκε στα μέσα της δεκαετίας του 1980 και ονομάζεται «άμεσος φυσιοθεραπευτής», εκπαιδευε ένα αυτο-συσχετιστικό νευρωνικό δίκτυο μνήμης να αποθηκεύει ένα μεγάλο αριθμό ιατρικών αρχείων, καθένα από τα οποία περιλάμβανε πληροφορίες για τα συμπτώματα, τη διάγνωση και τη θεραπεία για κάθε συγκεκριμένη περίπτωση. Μετά την εκπαίδευση, μπορεί να δοθεί στο δίκτυο είσοδος αποτελούμενη από ένα σύνολο συμπτωμάτων. Στη συνέχεια, θα βρει το συνολικό αποθηκευμένο πρότυπο που αντιπροσωπεύει την «καλύτερη» διάγνωση και θεραπεία.

2.7.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα στη Διοίκηση Επιχειρήσεων

Η Διοίκηση Επιχειρήσεων είναι ένας τομέας με αρκετές γενικές υπο-περιοχές εξειδίκευσης, όπως λογιστική ή οικονομική ανάλυση. Σχεδόν κάθε εφαρμογή που χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα θα μπορούσε να ταιριάζει σε κάποια από αυτές τις υπο-περιοχές.

Ένας από τους λόγους που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν νευρωνικά δίκτυα σε επιχειρήσεις είναι ο προγραμματισμός και η κατανομή πόρων. Υπάρχει, επίσης, η δυνατότητα χρήσης νευρωνικών δικτύων για ανίχνευση βάσεων δεδομένων, δηλαδή ψάξιμο προτύπων μέσα στις αποθηκευμένες στις βάσεις δεδομένων πληροφορίες. Το μεγαλύτερο μέρος της χρηματοδοτούμενης αυτής

έρευνας είναι απόρρητο. Επομένως, δεν είναι δυνατό να αναφερθούμε εκτενώς στο έργο αυτό. Σε μεγάλο βαθμό, η έρευνα αυτή έχει να κάνει με την εφαρμογή νευρωνικών δικτύων, όπως το Hopfield-Tank δίκτυο για βελτιστοποίηση και προγραμματισμό.

2.7.3.1 Marketing

Υπάρχει μια εφαρμογή μάρκετινγκ, στην οποία έχει ενσωματωθεί ένα σύστημα ΤΝΔ. Το Airline Marketing Tactician (γνωστό και ως AMT) είναι ένα σύστημα κατασκευασμένο από διάφορες έξυπνες τεχνολογίες, συμπεριλαμβανομένου και έμπειρων συστημάτων. Ένα feed-forward νευρωνικό δίκτυο είναι ενσωματωμένο με το AMT και εκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας back-propagation για να βοηθήσει τον έλεγχο με χρήση μάρκετινγκ της κατανομής αεροπορικών θέσεων. Η προσαρμοστική νευρωνική προσέγγιση ήταν επιδεκτική σε χρήση κανόνων. Επιπλέον, το περιβάλλον της εφαρμογής άλλαζε ταχύτατα και συνεχώς, πράγμα το οποίο απαιτούσε μια συνεχώς προσαρμοζόμενη λύση. Το σύστημα χρησιμοποιείται για να παρακολουθεί και να προτείνει συμβουλές για κλείσιμο θέσεων για κάθε αναχώρηση. Αυτού του είδους η πληροφορία έχει άμεσο αντίκτυπο στην κερδοφορία μιας αεροπορικής εταιρίας και μπορεί να προσφέρει ένα τεχνολογικό πλεονέκτημα στους χρήστες του συστήματος. [Hutchison και Stephens, 1987]

Ενώ είναι σημαντικό το ότι νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν σε αυτό το πρόβλημα, είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι αυτή η ευφυής τεχνολογία μπορεί να ενσωματωθεί με έμπειρα συστήματα και άλλες προσεγγίσεις προκειμένου να παραχθεί ένα λειτουργικό σύστημα. Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν για την ανακάλυψη της επίδρασης απροσδιόριστων διαδράσεων ανάμεσα σε διάφορες μεταβλητές. Ενώ αυτές οι διεπιδράσεις δεν είχαν προσδιοριστεί, χρησιμοποιήθηκαν από το νευρωνικό σύστημα για να αναπτύξουν χρήσιμα συμπεράσματα. Αξίζει, επίσης, να σημειωθεί ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να επηρεάσουν the bottom line .

2.7.3.2 Υπολογισμός Πίστωσης

Η εταιρία HNC, η οποία ιδρύθηκε από το Robert Hecht-Nielsen, έχει αναπτύξει αρκετές εφαρμογές νευρωνικών δικτύων. Μία από αυτές είναι το σύστημα Credit Scoring, το οποίο αυξάνει την κερδοφορία του υπάρχοντος μοντέλου κατά 27%. Τα νευρωνικά συστήματα της HNC εφαρμόστηκαν, επίσης, και στην παρακολούθηση υποθηκών. Ένα σύστημα νευρωνικού δικτύου αυτόματης

παρακολούθησης υποθηκών αναπτύχθηκε από την εταιρία Nestor. Το σύστημα αυτό εκπαιδεύτηκε με 5048 εφαρμογές εκ των οποίων οι 2597 ήταν πιστοποιημένες. Τα δεδομένα ήταν σχετικά με περιουσιακά και πιστοληπτικά στοιχεία. Όταν λειτουργούσε "συντηρητικά", το σύστημα συμφωνούσε με τους ασφαλιστές στο 97% των περιπτώσεων. Όταν λειτουργούσε πιο "προοδευτικά", το σύστημα συμφωνούσε στο 84% των περιπτώσεων. Αυτό το σύστημα έτρεχε σε ένα Apollo DN3000 και χρησιμοποιούσε 250K μνήμης καθώς επεξεργαζόταν ένα αρχείο σε περίπου 1 δευτερόλεπτο.

2.8 Επίλογος

Ο χώρος της πληροφορικής έχει πολλά να κερδίσει από τα νευρωνικά δίκτυα. Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων τα καθιστά πολύ εύκαμπτα και δυνατά. Επιπλέον, δεν υπάρχει ανάγκη να δημιουργηθεί ένας νέος αλγόριθμος για να γίνει μια εργασία, δηλαδή δεν υπάρχει ανάγκη να κατανοηθούν οι εσωτερικοί μηχανισμοί αυτής της εργασίας. Επίσης, είναι εξαιρετικά κατάλληλα για προβλήματα πραγματικού χρόνου χάρη στις ταχύτατες ανταποκρίσεις και στους υπολογιστικούς χρόνους, τα οποία οφείλονται στην παράλληλη αρχιτεκτονική τους. Τα νευρωνικά δίκτυα συνεισφέρουν, επίσης, σε άλλες περιοχές έρευνας, όπως η νευρολογία και η φυσιολογία. Χρησιμοποιούνται ευρέως για να μοντελοποιήσουν μέρη βιολογικών οργανισμών και για να ερευνήσουν τους εσωτερικούς μηχανισμούς του εγκεφάλου.

Ίσως η πιο ελπιδοφόρα πλευρά των νευρωνικών δικτύων είναι η πιθανότητα ότι κάποια μέρα 'συνειδητά' δίκτυα θα κάνουν την εμφάνιση τους. Υπάρχει ένας αριθμός επιστημόνων που υποστηρίζουν ότι η συνείδηση είναι μια 'μηχανική' ιδιότητα και ότι τα 'συνειδητά' δίκτυα είναι μια καθ' όλα ρεαλιστική πιθανότητα.

Σημαντική πρόοδος έχει επιτευχθεί στο χώρο των νευρωνικών δικτύων - αρκετή για να προσελκύσει μεγάλη προσοχή και να χρηματοδοτήσει επιπλέον έρευνα. Πρόοδος πέρα από τις σημερινές εμπορικές εφαρμογές δείχνει ότι είναι δυνατή, καθώς η έρευνα ωθεί το χώρο σε νέες ανακαλύψεις. Νευρωνικά κυκλώματα έχουν αρχίσει να κάνουν την εμφάνιση τους και εφαρμογές για περίπλοκα προβλήματα έχουν, επίσης, αρχίσει να αναπτύσσονται.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Ασαφής Λογική

3.1 Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική

Αν και η ασαφής λογική αποτελεί μια περιοχή της επιστήμης της πληροφορικής που ερευνάται εδώ και 30 χρόνια, η παρουσία της είχε περιοριστεί σε τεχνικά έντυπα και την ακαδημαϊκή κοινότητα. Τελευταία, άρχισε να γίνεται περισσότερο γνωστή, χάρη στην εκτενή εφαρμογή της στην περιοχή της μηχανικής επεξεργασίας και ελέγχου στην Ιαπωνία. Αυτό είναι κατανοητό, καθώς η ασαφής λογική συμβάλλει σημαντικά στον σχεδιασμό συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης. Χρησιμοποιώντας την, οι κατασκευαστές μπορούν να μειώσουν σημαντικά τον χρόνο ανάπτυξης συστημάτων, να προσομοιώνουν πολύπλοκα μη-γραμμικά συστήματα, να αναπτύξουν εξελιγμένα συστήματα χρησιμοποιώντας μηχανικούς έλεγχο και όχι επιστήμονες έλεγχο, και τέλος, να πετύχουν τον έλεγχο χρησιμοποιώντας λιγότερο ακριβά ολοκληρωμένα κυκλώματα και αισθητήρες.

3.1.1 Η Επινόηση της Ασαφούς Λογικής

Η ασαφής λογική επινοήθηκε από τον Lotfi Zadeh, επιστήμονα και μηχανικό συστημάτων, στα μέσα της δεκαετίας του 1960. Ο Zadeh πίστευε ότι η ασαφής λογική παρέχει μια μέθοδο εξήγησης και ταυτόχρονα μείωσης της πολυπλοκότητας των συστημάτων. Τον απασχολούσε η αυξανόμενη απώλεια των πληροφοριών που παρέχουν τα παραδοσιακά μαθηματικά μοντέλα καθώς αυξάνεται η πολυπλοκότητα του συστήματος. Κατανόησε ότι ένα μεγάλο μέρος της πολυπλοκότητας αυτής προερχόταν από τον τρόπο που αναπαριστώνται και χρησιμοποιούνται οι μεταβλητές. Εφ' όσον οι μεταβλητές μπορούσαν να αναπαραστήσουν την κατάσταση ενός φαινομένου είτε ως υπάρχουσα είτε ως μη-υπάρχουσα, οι μαθηματικοί υπολογισμοί για την εκτίμηση πράξεων σε οριακές καταστάσεις γίνονταν ιδιαίτερα πολύπλοκοι. Ο Zadeh το δήλωσε αυτό με την *αρχή της ασυμβατότητας*:

"...καθώς η πολυπλοκότητα ενός συστήματος αυξάνεται, η ικανότητα για ακριβείς και ταυτόχρονα σημαντικές δηλώσεις σχετικά με τη συμπεριφορά του μειώνεται, μέχρι

ένα σημείο πέρα από το οποίο η ακρίβεια και η σημαντικότητα αποτελούν σχεδόν αμοιβαία αποκλειόμενα χαρακτηριστικά."

-Lotfi Zadeh, *Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decisions Processes*

Κάτω απ' αυτό το πρίσμα μοντελοποίησης συστημάτων, οι βασικοί μηχανισμοί αναπαριστώνται με γλωσσικές και όχι μαθηματικές μεταβλητές. Ο Zadeh υποστήριξε πως οι άνθρωποι επικοινωνούν χρησιμοποιώντας ασαφείς όρους και όχι σύμβολα ή αριθμούς. Οι ασαφείς αυτοί όροι αναπαριστούν γενικές κατηγορίες και όχι καθορισμένα εκ των προτέρων σύνολα. Η μετάβαση από μια κατηγορία -έννοια, ιδέα ή κατάσταση προβλήματος- στην επόμενη είναι σταδιακή, με κάποιες καταστάσεις να έχουν μεγαλύτερη ή μικρότερη συμμετοχή σ' ένα σύνολο απ' ό,τι σε κάποιο άλλο. Χρησιμοποιώντας αυτή την ιδέα των ελαστικών συνόλων και επηρεαζόμενος από τα έργα των Max Black και Jan Lukasiewicz, ο Zadeh πρότεινε την ιδέα των *ασαφών συνόλων*, εισάγοντας έτσι, και την *ασαφή λογική* γενικότερα.

3.1.2 Οι Χρήσεις της Ασαφούς Λογικής

Τα ασαφή συστήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εκτιμήσεις, στη λήψη αποφάσεων και σε μηχανικά συστήματα ελέγχου, όπως τα συστήματα κλιματισμού, ελέγχου οχημάτων αεροσκαφών, "έξυπνα" σπίτια, όπως επίσης και ελεγκτές βιομηχανικών διαδικασιών καθώς και άλλες εφαρμογές.

Ο Ebrahim Mamdani ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε ασαφή σύνολα σε συστήματα ελέγχου. Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1970, προσπαθούσε να αναπτύξει ένα αυτόματο σύστημα ελέγχου για μια ατμομηχανή χρησιμοποιώντας την εμπειρία ενός ειδικού. Ο ίδιος και οι συνάδελφοι του αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν μια τεχνική από το χώρο της τεχνητής νοημοσύνης που ονομάζεται "*έμπειρο σύστημα βασισμένο σε κανόνες*", η οποία συνδυάζει την ανθρώπινη εμπειρία με μια σειρά από λογικούς κανόνες για χρήση αυτής της γνώσης. Στην αρχή, προσπάθησαν να γράψουν κανόνες με τη βοήθεια της γλώσσας Lisp, αλλά στη συνέχεια και αφού διάβασαν την εργασία του Lotfi Zadeh, αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν την έννοια της ασαφούς λογικής, κατορθώνοντας τελικά πολύ ευκολότερα απ' όσο είχαν υπολογίσει, να αναπτύξουν έναν ελεγκτή, χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό γλωσσικών και μαθηματικών μεταβλητών.

3.1.3 Η Αξία των Ασαφών Συστημάτων

Ένας από τους λόγους για τους οποίους η ασαφής λογική αντιμετωπίστηκε με καχυποψία όταν πρωτοεμφανίστηκε, είναι ότι χρησιμοποιεί λίγους και απλούς

κανόνες. Το -εκ πρώτης όψεως- παράδοξο αυτό, ερμηνεύεται από τις συνθήκες που επικρατούσαν την περίοδο που άρχισε να πρωτοχρησιμοποιείται η ασαφής λογική. Εκείνη την εποχή, κυρίαρχη ήταν η άποψη ότι ένα καλό σύστημα ελέγχου πρέπει να είναι πολύπλοκο, άρα δύσκολο να αναπτυχθεί. Επίσης, η συμπεριφορά ενός συστήματος εκλαμβάνονταν εκ των προτέρων ως γραμμική.

Παρά την αρνητική αυτή προδιάθεση, τα ασαφή συστήματα ελέγχου σημείωσαν επιτυχία εκμεταλλευόμενα δύο βασικές αδυναμίες των συμβατικών συστημάτων. Πρώτον, πολλές διαδικασίες δεν είναι γραμμικές και είναι υπερβολικά περίπλοκες για να μοντελοποιηθούν μαθηματικά. Συστήματα διοίκησης, επιχειρήσεων και τηλεπικοινωνιών είναι μερικά παραδείγματα. Δεύτερον, ακόμη και για τα παραδοσιακά συστήματα δεν είναι εύκολο να περιγραφεί ο όρος σταθερότητα. Δεν υπάρχει κάποιο βιομηχανικό υπόδειγμα της σταθερότητας και οι διάφορες μέθοδοι περιγραφής της είναι περισσότερο συστάσεις παρά απαιτήσεις.

Υπάρχουν πέντε τύποι συστημάτων όπου η ασαφής λογική είναι απαραίτητη ή τουλάχιστον ωφέλιμη:

- Πολύπλοκα συστήματα που είναι δύσκολο ή αδύνατο να μοντελοποιηθούν.
- Συστήματα που ελέγχονται από ειδικούς εμπειρογνώμονες.
- Συστήματα με πολύπλοκα και συνεχή δεδομένα εισόδου και εξόδου.
- Συστήματα που χρησιμοποιούν την ανθρώπινη παρατήρηση ως δεδομένα εισόδου ή ως τη βάση για διατύπωση κανόνων.
- Συστήματα που είναι εκ φύσεως ασαφή, όπως εκείνα στις συμπεριφορικές, οικονομικές και κοινωνικές επιστήμες.

3.1.4 Ασαφή Συστήματα και Νευρωνικά Δίκτυα

Σήμερα, η ασαφής λογική αποτελεί μέρος των συστημάτων ακριβείας και συνεργάζεται με άλλες προηγμένες τεχνικές, όπως τα νευρωνικά δίκτυα ή αλλιώς συστήματα παράλληλης και κατανεμημένης επεξεργασίας, για την παραγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων με λιγότερη προσπάθεια. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα για να παράγουν ασαφείς κανόνες. Στα ασαφή συστήματα ελέγχου, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν ποιοι από τους κανόνες είναι πιο αποτελεσματικοί για κάποια διεργασία. Τα δίκτυα μπορούν να πραγματοποιήσουν αυτή την εργασία πιο γρήγορα και αποτελεσματικά απ' ό,τι μια εκτίμηση του συστήματος ελέγχου. Επίσης, τεχνικές ασάφειας χρησιμοποιούνται στο σχεδιασμό νευρωνικών δικτύων.

3.1.5 Τα Πλεονεκτήματα από τη Χρήση της Ασαφούς Λογικής

Μερικά από τα πλεονεκτήματα της χρήσης ασαφών μοντέλων σε συστήματα υποστήριξης αποφάσεων και έμπειρα συστήματα είναι τα ακόλουθα:

- **Ικανότητα μοντελοποίησης ιδιαίτερα πολύπλοκων επιχειρηματικών προβλημάτων.**

Η τελευταία γενιά έμπειρων συστημάτων δεν έγινε δεκτή με ιδιαίτερη θέρμη από την επιχειρηματική κοινότητα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα συστήματα αυτά έλυναν όλα τα εύκολα προβλήματα γρήγορα. Ωστόσο, όταν στη συνέχεια επιχειρούσαν να λύσουν πολύπλοκα προβλήματα, τότε είτε δεν μπορούσαν να τα αντιμετωπίσουν χωρίς να καταναλώνουν απαγορευτικές ποσότητες υπολογιστικής δύναμης, είτε δεν μπορούσαν να τα αντιμετωπίσουν καθόλου. Καθώς τα ασαφή συστήματα προσφέρουν γενικευμένες προσεγγίσεις και είναι κατάλληλα για τη μοντελοποίηση πολύπλοκων προβλημάτων, έχουν την ικανότητα να προσεγγίσουν τη συμπεριφορά συστημάτων που διαθέτουν έναν αριθμό ελάχιστα γνωστών χαρακτηριστικών. Τα *ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες* είναι πιο αποτελεσματικά από τα *παραδοσιακά συστήματα βασισμένα σε κανόνες* και απαιτούν λιγότερους κανόνες. Η ικανότητα τους να επεξηγούν τη συλλογιστική τους, προσφέρει έναν ιδανικό τρόπο αντιμετώπισης αυτών των προβλημάτων.

- **Βελτιωμένη γνωστική μοντελοποίηση έμπειρων συστημάτων.**

Για πολλούς μηχανικούς γνώσης, ένα σημαντικό πλεονέκτημα των ασαφών συστημάτων είναι η ικανότητα άμεσης κωδικοποίησης της γνώσης, με τρόπο παρόμοιο με εκείνο που οι ίδιοι οι ειδικοί αντιμετωπίζουν τη διαδικασία απόφασης. Το γεγονός αυτό αποτελεί μια σημαντική αποτυχία των παραδοσιακών έμπειρων συστημάτων και συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων, που αναγκάζει τους ειδικούς να διχοτομήσουν με ακρίβεια τους κανόνες σε τεχνητά (συνήθως) όρια. Η διαδικασία αυτή όχι μόνο κάνει πιο πολύπλοκους τους κανόνες, αλλά στερεί από τον ειδικό την ικανότητα να διατυπώσει μια λύση σε ένα πολύπλοκο πρόβλημα (και εδώ ακριβώς βρίσκεται το κρίσιμο σημείο, καθώς τα σημερινά έμπειρα συστήματα επιλύουν χωρίς ιδιαίτερη προσπάθεια απλά προβλήματα).

Κατά τη δημιουργία και χρήση έμπειρων συστημάτων, συχνά ξεχνιέται ένα απλό, αλλά σημαντικό ερώτημα: "*Τι είναι αυτό που κάνει τον ειδικό ειδικό;*" Η αναμενόμενη απάντηση θα ήταν, φυσικά, η εξειδικευμένη γνώση. Ωστόσο, η σωστή απάντηση θα ήταν πως είναι η ικανότητα διαγνώσεων ή κατευθυντήριων οδηγιών μέσα σε συνθήκες αβεβαιότητας.

«Αν ο λόγος κερδών προς έσοδα είναι *υψηλός*

και η εταιρία είναι *ιδιαίτερα επικερδής*

και οι πωλήσεις *αυξάνονται*,

τότε η έγκριση πίστωσης είναι *αρκετά ασφαλής*».

Αλλά, αν επιμείνουμε να καθορίσει ο ειδικός συγκεκριμένα όρια για το τί συνιστά *υψηλό* λόγο κερδών προς έσοδα, να περιγράψει την ακριβή σημασία και τα όρια του *ιδιαίτερα επικερδής* και να προσδιορίσει μια ελάχιστη τιμή πέρα από την οποία το *αυξάνονται* είναι αληθές, τότε αναγκάζουμε τους ειδικούς να σπάσουν τη γνώση τους σε κομμάτια. Αυτή η τμηματοποίηση αποτελεί έναν παράγοντα που συμβάλλει ιδιαίτερα στη φτωχή αποδοτικότητα πολλών συστημάτων.

Η ικανότητα τους να μοντελοποιούν άμεσα την ανακριβή πληροφορία, επιτρέπει στα ασαφή συστήματα να μειώσουν τη γνωστική ασυμφωνία κατά τη διαδικασία της μοντελοποίησης. Ο τρόπος με τον οποίο σκέφτεται ένας ειδικός για τη λύση ενός προβλήματος βρίσκεται πολύ κοντά στον τρόπο με τον οποίο η λύση αναπαρίσταται από τον υπολογιστή. Αυτό σημαίνει ότι η διαδικασία απόκτησης της γνώσης είναι ευκολότερη, περισσότερο αξιόπιστη και λιγότερο επιρρεπής σε σφάλματα και διφορούμενες έννοιες που δεν αναγνωρίζονται. Η διαδικασία επικύρωσης του μοντέλου ενδυναμώνεται, καθώς οι κανόνες είναι κατανοητοί από τον ειδικό (ή τους ειδικούς), και αυτό επειδή η ορολογία και αναπαράσταση που χρησιμοποιεί, παραλληλίζει την ανθρώπινη διαδικασία σκέψης.

- **Ικανότητα μοντελοποίησης συστημάτων που εμπλέκουν πολλούς ειδικούς.**

Στη βιβλιογραφία σχετικά με έμπειρα συστήματα, σχεδόν πάντα υπάρχει η ρητή υπόθεση ότι υπάρχει ένας μόνο ειδικός ή ότι όλοι οι ειδικοί στον ίδιο τομέα βρίσκονται πολύ κοντά στις απόψεις τους. Στην πραγματικότητα, όμως, σχεδόν ποτέ δε συμβαίνει αυτό. Οι ειδικοί σ' έναν τομέα μπορεί να διαφωνούν ριζικά. Αυτές οι διαφωνίες μπορεί να ενδυναμωθούν σε περιοχές όπως τα οικονομετρικά μοντέλα, μοντέλα στρατηγικής και πολεμικών επιχειρήσεων και μοντέλα σχετικά με κυβερνητικά κοινωνικά προγράμματα. Ακόμα και καθημερινές επιχειρηματικές αποφάσεις όπως

- πώς θα τιμολογηθεί ένα νέο προϊόν,
- πότε και σε ποιο βαθμό θα χορηγηθεί πίστωση σε κάποιο οργανισμό,
- πώς θα κατανεμηθούν οι πηγές μεταξύ των προγραμμάτων μιας επιχείρησης,
- τί αποτελεί ασφάλεια και καταλληλότητα σε ένα πακέτο επενδύσεων,

➤ πότε είναι μια δραστηριότητα ασυνήθιστη ή μη φυσιολογική, δεν έχουν απλή λύση και εμπεριέχουν αντικρουόμενες απόψεις από έναν αριθμό ειδικών. Τέτοιες ερωτήσεις αποτελούν τον πυρήνα των περισσότερων συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων. Κάθε μοντέλο που επιχειρεί να αναπαραστήσει πολύπλοκα επιχειρηματικά συστήματα θα αντιμετωπίσει ειδικούς από τον ίδιο χώρο που διαφωνούν σημαντικά σχετικά με το νόημα ή τους περιορισμούς μιας σημαντικής μεταβλητής του μοντέλου. Τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα να αναπαραστήσουν πολλούς συνεργαζόμενους, ακόμη και διαφωνούντες ειδικούς. Για παράδειγμα, ας πάρουμε ένα μοντέλο τιμολόγησης ενός νέου προϊόντος (Earl Cox, "*The Fuzzy Systems Handbook*", σελίδες 413-422). Οι τέσσερις πρώτοι κανόνες του μοντέλου είναι οι ακόλουθοι:

η τιμή μας πρέπει να είναι *χαμηλή*

η τιμή μας πρέπει να είναι *υψηλή*

η τιμή μας πρέπει να είναι *περίπου 2 φορές* το κόστος παραγωγής

αν η τιμή ανταγωνισμού δεν είναι πολύ υψηλή,

τότε η τιμή μας θα έπρεπε να είναι κοντά στην τιμή ανταγωνισμού

Οι πρώτοι τρεις κανόνες δεν έχουν τμήμα αν, καθώς είναι ρητές ασαφείς προτάσεις και αναπαριστούν αντικρουόμενες απόψεις σχετικά με την τιμή του προϊόντος. Αυτές οι προτάσεις έγιναν από τους διευθυντές μάρκετινγκ, τους οικονομικούς διευθυντές και τους διευθυντές ελέγχου παραγωγής.

- **Μειωμένη πολυπλοκότητα μοντέλου.**

Τα ασαφή συστήματα απαιτούν λιγότερους κανόνες από τα παραδοσιακά συστήματα και αυτοί οι κανόνες βρίσκονται πιο κοντά στον τρόπο που εκφράζουμε τη γνώση στη φυσική γλώσσα. Το γεγονός αυτό έχει δύο επιπλέον πλεονεκτήματα για τους μηχανικούς συντήρησης μοντέλων. Πρώτον, το μοντέλο μπορεί να τροποποιηθεί με λιγότερα παραγόμενα λάθη. Δεύτερον, η σχετική απλότητα ενός ασαφούς μοντέλου σημαίνει ότι λογικά ή δομικά προβλήματα μπορούν να εντοπισθούν και να επιλυθούν σε μικρό χρονικό διάστημα. Αυτοί οι παράγοντες βελτιώνουν σημαντικά το MTTR (mean-time-to-repair, μέσος χρόνος επιδιόρθωσης). Η ίδια ευκολία συντήρησης και κατανόησης σημαίνει ότι το μοντέλο μπορεί να εγκριθεί με μεγαλύτερη σιγουριά και έτσι, να αυξηθεί, για μια ποικιλία από περιπτώσεις, η εμπιστοσύνη στο μοντέλο και να μειωθεί το MTBF (mean-time-between-failure, μέσος χρόνος μεταξύ λαθών).

• **Βελτιωμένος χειρισμός αβεβαιότητας και πιθανοτήτων.**

Η αναπαράσταση της αβεβαιότητας από τα έμπειρα συστήματα και από τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων αποτελεί μια περιοχή συνεχούς διαμάχης. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται από τα περισσότερα παραδοσιακά συστήματα είναι πιθανότητες Bayes και κάποια μορφή παραγόντων εμπιστοσύνης ή βεβαιότητας. Αν και η ασαφής λογική αναπαριστά την αβεβαιότητα και την ανακρίβεια ως ένα ενδογενές κομμάτι του μοντέλου, και οι δύο αυτές εναλλακτικές προσεγγίσεις βασίζονται στην ανάθεση τιμών αβεβαιότητας έξω από το μοντέλο αυτό καθεαυτό. Απ' αυτήν την άποψη, η ασαφής λογική προσφέρει μια καλύτερη, πιο συνεπή και πιο σωστή μαθηματικά μέθοδο χειρισμού της αβεβαιότητας.

Ενώ οι *παράγοντες βεβαιότητας (ΠΒ)* απέδειξαν τη χρησιμότητα τους στα πρώτα έμπειρα συστήματα, όπως το MYCIN, αποτελούν μια *ad hoc* προσέγγιση στη διαχείριση βεβαιότητας, υποκείμενοι σε απρόβλεπτες ερμηνείες και ανατίθενται έξω από το μοντέλο, όχι ως μέρος της αναπαράστασης γνώσης αυτής καθεαυτής. Παρακάτω δίνεται ένα έμπειρο σύστημα που αποτελείται από ένα μόνο κανόνα, ο οποίος προβλέπει το βάρος ενός ατόμου βασιζόμενος στο ύψος του:

αν το ύψος είναι TALL, τότε το βάρος είναι HEAVY.

όπου TALL και HEAVY είναι ασαφή σύνολα. Ένα δοθέν ύψος θα δώσει μια πρόβλεψη του βάρους μαζί με το βαθμό συμμετοχής στο ασαφές σύνολο HEAVY (η συμβατότητα του με αυτό που πιστεύουμε ότι εννοεί η συνάρτηση μεταξύ των δύο εννοιών). Αυτή την ικανότητα δεν την διαθέτουν οι παράγοντες βεβαιότητας. Ενώ η ασαφής λογική θα προβλέπει μια απάντηση, οι παράγοντες βεβαιότητας εφαρμόζονται σε μια απάντηση που γνωρίζουμε ήδη. Χρησιμοποιώντας παράγοντες βεβαιότητας, ένα μοντέλο εκτίμησης του βάρους θα περιλάμβανε πάρα πολλούς κανόνες που θα έμοιαζαν με τον παρακάτω:

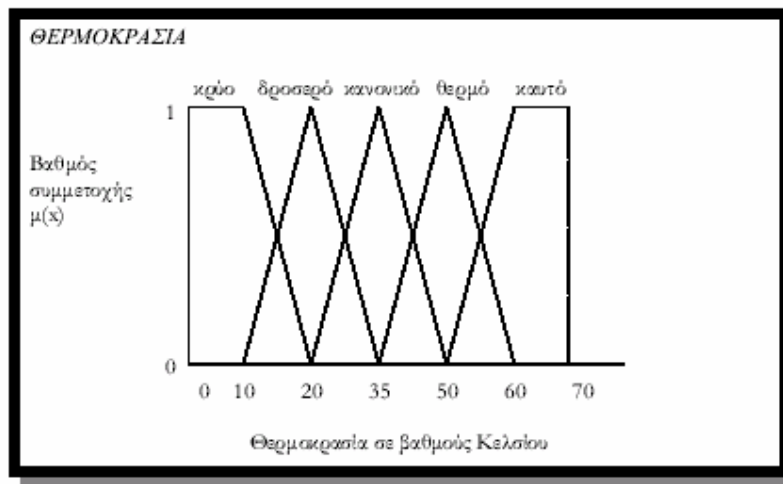
αν το ύψος είναι > 4.5 και το ύψος είναι < 5.5 ,

τότε το βάρος είναι 180, με ΠΒ = .82

Αυτό δε μας λέει πολλά για την εσωτερική σχέση μεταξύ ύψους και βάρους. Η βεβαιότητα απλά τοποθετείται στην απάντηση. Ο συνδυασμός προτάσεων που βασίζονται σε βεβαιότητες, με τη χρήση τομών, ενώσεων και συμπληρωμάτων τείνει να γίνει αυθαίρετος.

3.2 Βασικά Χαρακτηριστικά της Ασαφούς Λογικής

Η ασαφής λογική είναι ένας μετρητής της συμβατότητας μιας έννοιας με τα στιγμιότυπα αυτής. Περιγράφει τα χαρακτηριστικά της έννοιας, στα οποία και δίνει διαβαθμιζόμενες τιμές, ενώ αποδίδει ετικέτες με συγκεκριμένο σημασιολογικό περιεχόμενο σε κομμάτια αυτών των τιμών. Για παράδειγμα, στο Σχήμα 3.1 αναπαρίσταται η έννοια ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑ, η οποία μπορεί να χωριστεί στα τμήματα *Κρύο*, *Δροσερό*, *Κανονικό*, *Θερμό*, και *Καυτό*, καθένα από τα οποία αντιπροσωπεύει ένα κομμάτι των πιθανών θερμοκρασιών.

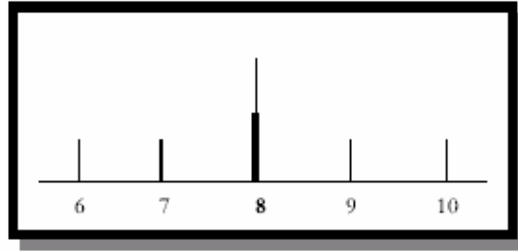


Σχήμα 3.1 Η ασαφής μεταβλητή ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

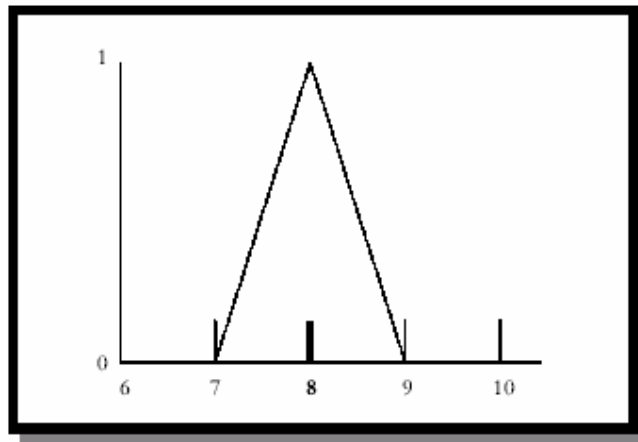
Επίσης, από το Σχήμα 3.1 φαίνεται ότι αυτές οι σημασιολογικές ετικέτες επικαλύπτονται ως ένα βαθμό. Είναι αλήθεια ότι η περιγραφική ικανότητα της ασαφούς λογικής οφείλεται -σε μεγάλο ποσοστό- σ' αυτό το γεγονός. Η επικάλυψη αυτή είναι η μετάβαση από τη μια κατάσταση στην άλλη, π.χ. από τη χαμηλή θερμοκρασία (*Κρύο*) περνάμε στη μέτρια (*Δροσερό*), κλπ. Οι επικαλύψεις οφείλονται στην αμφισημία που σχετίζεται με τις τιμές που βρίσκονται στις άκρες των σημασιολογικών ετικετών και που πολλές φορές ανήκουν σε δύο ή περισσότερες απ' αυτές.

3.2.1 Ασαφείς Αριθμοί

Μια προσέγγιση του αριθμού 8 μπορεί να είναι ακριβής ή ασαφής και παριστάνεται με τα Σχήματα 3.2 και 3.3.



Σχήμα 3.2 Ο ακριβής αριθμός 8 (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)



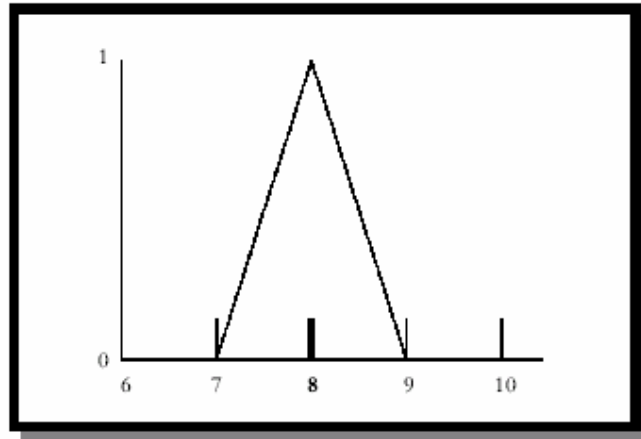
Σχήμα 3.3 Ο ασαφής αριθμός 8 (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

3.2.2 Οι Ασαφείς Αριθμοί ως Ασαφή Σύνολα

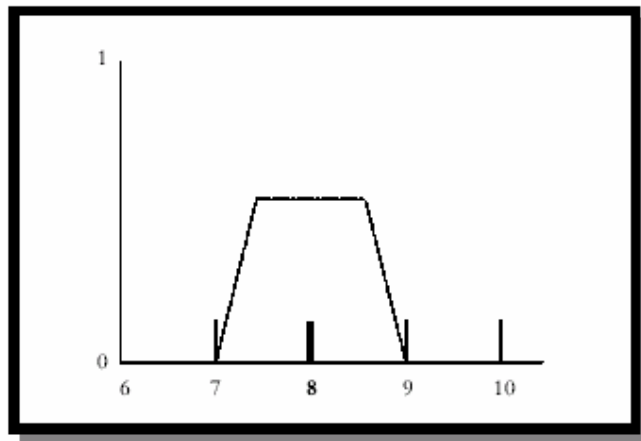
Όπως είδαμε παραπάνω, οποιοσδήποτε ασαφής αριθμός μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα τρίγωνο. Αν δούμε το πεδίο τιμών των ακεραίων αριθμών σαν τον οριζόντιο άξονα ενός διαγράμματος (Σχήμα 3.2), μπορούμε εύκολα να μετατρέψουμε το διάγραμμα σε μια αναπαράσταση ασαφούς συνόλου προσθέτοντας μια κατακόρυφη κλίμακα:

Οι τιμές αυτού του συνόλου -7, 8 και 9- έχουν διάφορους βαθμούς συμμετοχής στο σύνολο της Οκτώτητας (ασάφειας του 8). Για παράδειγμα, το 7 και το 9 έχουν το μικρότερο βαθμό συμμετοχής, ενώ το 8 έχει το μεγαλύτερο.

ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΗ: Σε ένα τριγωνικό ασαφές σύνολο η κορυφή έχει βαθμό συμμετοχής 1, ενώ οι αριθμοί της βάσης έχουν βαθμούς συμμετοχής κοντά στο 0. Η τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση και η πιο πρακτική, όμως και άλλα σχήματα χρησιμοποιούνται, όπως για παράδειγμα το τραπέζιο. Η τραπεζοειδής περιέχει λιγότερες πληροφορίες (λιγότερες αντιστοιχίες σημείων στη συνάρτηση συμμετοχής) απ' ό,τι η τριγωνική.

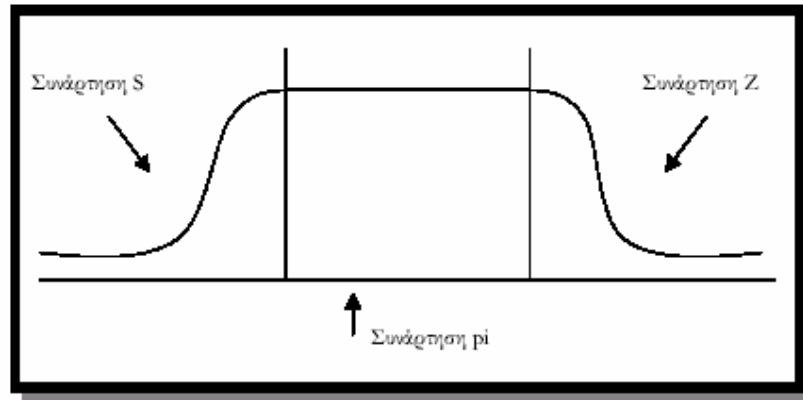


Σχήμα 3.4 Ένα παράδειγμα ασαφούς συνόλου 'οκτώτητας' με τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)



Σχήμα 3.5 Ασαφές σύνολο 'οκτώτητας' με τραπεζοειδή συνάρτηση συμμετοχής (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

Ένα ασαφές σύνολο μπορεί επίσης να παρασταθεί από μια δευτεροβάθμια εξίσωση (που μπορεί να περιέχει τετραγωνικές ρίζες, ή αριθμούς υψωμένους στο τετράγωνο), που παράγει μια συνεχή καμπύλη. Τρία σχήματα είναι πιθανά, και ονομάζονται από την μορφή τους- η συνάρτηση S , η συνάρτηση p_i , και η Z συνάρτηση.



Σχήμα 3.6 Γραφήματα των συναρτήσεων S , μ_i , Z (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

Όπως άλλα είδη συνόλων, τα ασαφή σύνολα μπορούν να επιδρούν μεταξύ τους για να παράγουν ένα χρήσιμο αποτέλεσμα. Οι περισσότεροι γνωρίζουν από το σχολείο την κλασσική θεωρία συνόλων. Στην ασαφή λογική, η κλασσική θεωρία συνόλων ονομάζεται *θεωρία ακριβών συνόλων*, στην οποία το σύνολο τιμών του βαθμού συμμετοχής περιλαμβάνει μόνο τις τιμές 0 ή 1.

3.2.3 Ασαφή Σύνολα

Ένα ασαφές σύνολο F , υποσύνολο του συνόλου S ορίζεται ως η αντιστοίχιση των στοιχείων του S στα στοιχεία του συνεχούς κλειστού συνόλου $[0,1]$, με ακριβώς ένα διατεταγμένο ζευγάρι για κάθε στοιχείο του S . Η τιμή 0 σημαίνει πως το συγκεκριμένο στοιχείο δε συμπεριλαμβάνεται στο σύνολο, η τιμή 1 σημαίνει πως το στοιχείο είναι απολύτως αντιπροσωπευτικό του συνόλου, ενώ ενδιάμεσες τιμές αναπαριστούν ποικίλους βαθμούς συμμετοχής. Το σύνολο S αναφέρεται και ως 'πεδίο αναφοράς' του ασαφούς συνόλου F , ενώ συχνά η αντιστοίχιση θεωρείται μια συνάρτηση, που ονομάζεται *συνάρτηση συμμετοχής* του F . Ο βαθμός στον οποίο η δήλωση

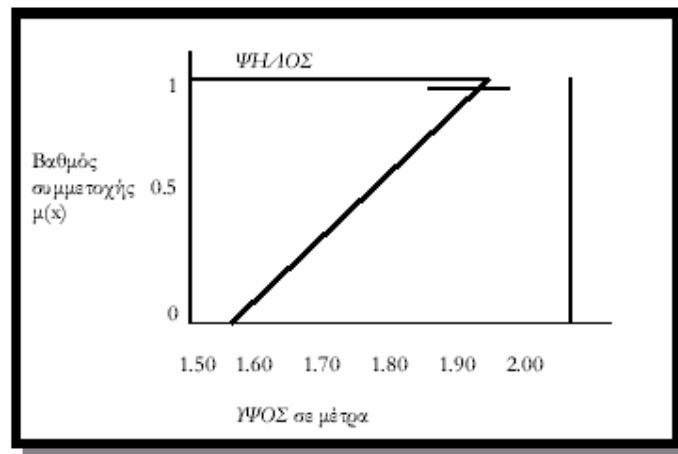
το x ανήκει στο F

είναι αληθής καθορίζεται από το διατεταγμένο ζευγάρι, το πρώτο στοιχείο του οποίου είναι το x . Ο βαθμός αληθείας της δήλωσης είναι το δεύτερο στοιχείο του ζευγαριού. Στην πράξη, οι όροι συνάρτηση συμμετοχής και ασαφές σύνολο χρησιμοποιούνται εναλλακτικά. Ως παράδειγμα, ας πάρουμε την έννοια του "ύψους" των ανθρώπων. Στην περίπτωση αυτή, το σύνολο S είναι το σύνολο των ανθρώπων. Θα προσδιορίσουμε το ασαφές σύνολο ΨΗΛΟΣ, το οποίο θα δίνει απάντηση στο ερώτημα "σε ποιο βαθμό είναι το άτομο x ψηλό;" Ο Zadeh χαρακτηρίζει το υποσύνολο ΨΗΛΟΣ ως μια γλωσσική μεταβλητή που αναπαριστά την γνωστική κατηγορία του ύψους. Σε κάθε άτομο από το πεδίο

αναφοράς, πρέπει να αντιστοιχήσουμε ένα βαθμό συμμετοχής στο ασαφές σύνολο ΨΗΛΟΣ. Ο πιο εύκολος τρόπος να γίνει αυτό είναι με τη χρήση μιας συνάρτησης συμμετοχής που βασίζεται στο ύψος του ατόμου.

$$\psi_{\text{ΉΛΟΣ}}(x) = \begin{cases} 0, & \text{αν } \text{ύψος}(x) < 1.50 \mu., \\ (\text{ύψος}(x) - 1.50 \mu.) / 0.6 \mu., & \text{αν } 1.50 \mu. \leq \text{ύψος}(x) \leq 2.10 \mu., \\ 1, & \text{αν } \text{ύψος}(x) > 2.10 \mu. \end{cases}$$

Το γράφημα αυτής της συνάρτησης θα είναι όπως στο Σχήμα 3.7.



Σχήμα 3.7 Συνάρτηση συμμετοχής της μεταβλητής ΨΗΛΟΣ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

Δίνοντας τυχαίες τιμές στη συνάρτηση, παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:

Άτομο	Ύψος	Βαθμός συμμετοχής
Κατερίνα	0.96	0.00
Μιχάλης	1.65	0.21
Μυρτώ	1.75	0.38
Σάκης	1.78	0.42
Κώστας	1.85	0.54
Γιώργος	2.18	1.00

Μ' αυτό τον τρόπο, μπορούμε να βρούμε το βαθμό αληθείας για δηλώσεις, όπως "ο Α είναι Χ": π.χ. "ο Σάκης είναι ΨΗΛΟΣ" = 0.42.

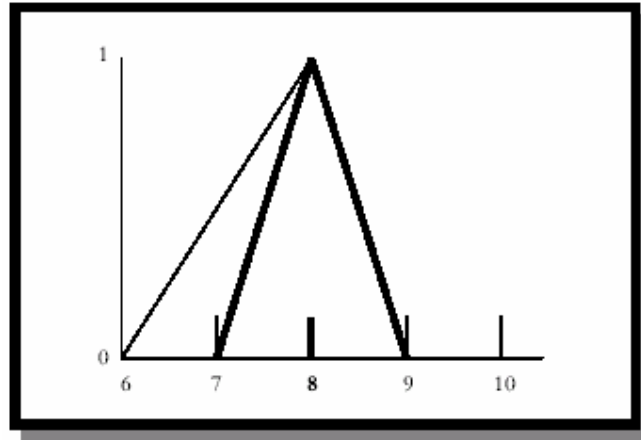
Είναι προφανές ότι καθώς ο βαθμός συμμετοχής τείνει προς το 0, υπάρχει μικρότερη συμβατότητα με την έννοια που αντιπροσωπεύει το ασαφές σύνολο, ενώ καθώς ο βαθμός συμμετοχής τείνει προς το 1, υπάρχει ολοένα και μεγαλύτερη συμβατότητα.

ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΗ: Οι συναρτήσεις συμμετοχής που χρησιμοποιούνται στις περισσότερες εφαρμογές, σχεδόν ποτέ δεν έχουν σχήμα τόσο απλό όσο αυτό του $\Psi\text{ΗΛΟΣ}$, αλλά συνήθως πιο πολύπλοκο. Επίσης, στο προηγούμενο παράδειγμα, η συνάρτηση συμμετοχής βασίζεται σ' ένα μόνο κριτήριο, αλλά αυτό δεν ισχύει πάντα, αν και είναι πολύ συνηθισμένο. Για παράδειγμα, η συνάρτηση συμμετοχής για το $\Psi\text{ΗΛΟΣ}$ μπορεί να εξαρτάται τόσο από το ύψος του ατόμου όσο από την ηλικία του (λέμε, π.χ. είναι ψηλός για την ηλικία του). Η παραπάνω περίπτωση είναι γνωστή ως *δισδιάστατη συνάρτηση συμμετοχής ή ασαφής σχέση*. Είναι, επίσης, δυνατό, να υπάρχουν περισσότερα κριτήρια, ή η συνάρτηση συμμετοχής να εξαρτάται από στοιχεία από δύο τελείως διαφορετικά πεδία αναφοράς.

3.2.4 Βασικές Πράξεις της Ασαφούς Λογικής.

3.2.4.1 Ασαφής Αριθμητική

Κάθε ασαφής αριθμός παριστάνεται με ένα τρίγωνο, με την κορυφή ακριβώς πάνω από τον αριθμό και τη βάση του να εκτείνεται κατά μήκος του αριθμητικού διαστήματος της ασάφειας. Για παράδειγμα, το ασαφές 8 βρίσκεται σε μια βάση τριγώνου που εκτείνεται από το 7 έως το 9. Για να αντιληφθούμε την αυστηρή προσέγγιση του 8 σε ορολογία ασάφειας, η έκταση της βάσης είναι 8 και η κορυφή είναι επίσης 8, $\alpha = (8, 8, 8)$. Το αποτέλεσμα αυτού σχηματικά είναι μια κατακόρυφη γραμμή τοποθετημένη πάνω στο ασαφές 8 (Σχήμα 3.4). Αντίθετα με την ακριβή προσέγγιση, ένας ασαφής αριθμός έχει ένα πλήθος από πιθανά τριγωνικά σχήματα (Σχήμα 3.8). Το ασαφές 8, με διάστημα βάσης από 7 έως 9 σχηματίζει ένα ισοσκελές τρίγωνο $\alpha = (7, 8, 9)$. Με κάποια άλλα δεδομένα, το τρίγωνο θα μπορούσε να είναι και σκαληνό, π.χ. $\alpha = (6, 8, 9)$.



Σχήμα 3.8 Δύο εναλλακτικοί τρόποι αναπαράστασης του ασαφούς 8 (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

3.2.4.2 Ακρίβεις και Ασαφείς Αριθμητικές Πράξεις

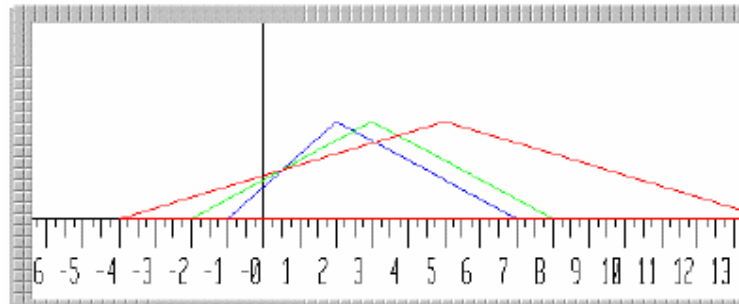
ΑΚΡΙΒΗΣ ΠΡΑΞΗ	ΑΣΑΦΗΣ ΠΡΑΞΗ
$\alpha = 3$	$\alpha = (-2, 3, 8)$
$\beta = 2$	$\beta = (-1, 2, 7)$
Πρόσθεση: $a + \beta$	
$3 + 2 = 5$	$(-2, 3, 8) + (-1, 2, 7) = (-4, 5, 14)$
Αφαίρεση: $a - \beta$	
$3 - 2 = 1$	$(-2, 3, 8) - (-1, 2, 7) = (-8, 1, 10)$
Πολλαπλασιασμός: $a * \beta$	
$3 * 2 = 6$	$(-2, 3, 8) * (-1, 2, 7) = (-3, 6, 15)$
Διαίρεση: a / β	
$3 / 2 = 1.5$	$(-2, 3, 8) / (-1, 2, 7) = (-7.5, 1.5, 10.5)$

Για να καταλάβουμε πώς γίνονται οι πράξεις του πίνακα, ας δώσουμε ένα παράδειγμα, ακολουθώντας αναλυτικά τα βήματα.

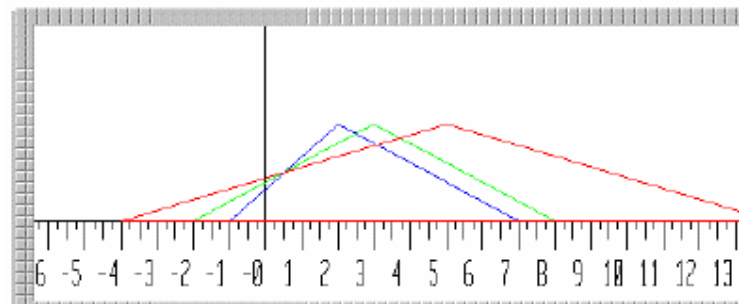
Έστω ότι θέλουμε να προσθέσουμε τους ασαφείς αριθμούς $(-1, 2, 5)$ και $(3, 5, 7)$. Οι κύριες μαθηματικές πράξεις γίνονται μόνο στους αριθμούς κορυφής, δηλαδή, $2 + 5 = 7$. Το πλάτος της βάσης διαμορφώνεται με τον ίδιο τρόπο άσχετα από την πράξη της κορυφής:

- Η βάση εκτείνεται όσο είναι το άθροισμα των δύο ασαφών αριθμών, διαμορφώνοντας τη βάση του αριθμητικού αποτελέσματος. Αν η βάση του ασαφούς 2 εκτείνεται από -1 έως $+5$ (δηλ. το διάστημα είναι 6), και η βάση του ασαφούς 5 εκτείνεται από $+3$ έως $+7$ (δηλ. διάστημα 4), η νέα βάση θα είναι $6 + 4 = 10$.
- Το άθροισμα διαιρείται με το 2, έχουμε $10/2 = 5$.
- Το νούμερο που βρέθηκε αφαιρείται από το αποτέλεσμα της πράξης κορυφής, έχουμε $7 - 5 = 2$. Το 2 γίνεται το αριστερό άκρο της βάσης.
- Το νούμερο που βρέθηκε προστίθεται στο αποτέλεσμα της πράξης κορυφής, έχουμε $7 + 5 = 12$. Το 12 γίνεται το δεξιό άκρο της βάσης.

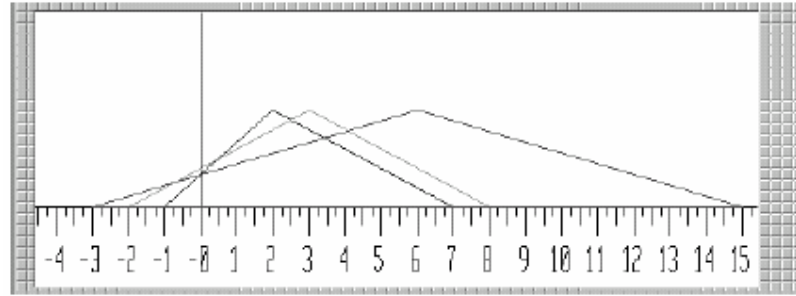
Το ασαφές αποτέλεσμα είναι $(2, 7, 12)$. Τα ίδια βήματα -με την εκάστοτε αντίστοιχη πράξη-ισχύουν για τις υπόλοιπες ασαφείς πράξεις. Για να καταλάβουμε σχηματικά πώς γίνονται οι ασαφείς πράξεις του πίνακα, θα δούμε αναλυτικά τα Σχήματα 3.9, 3.10, 3.11 και 3.12.



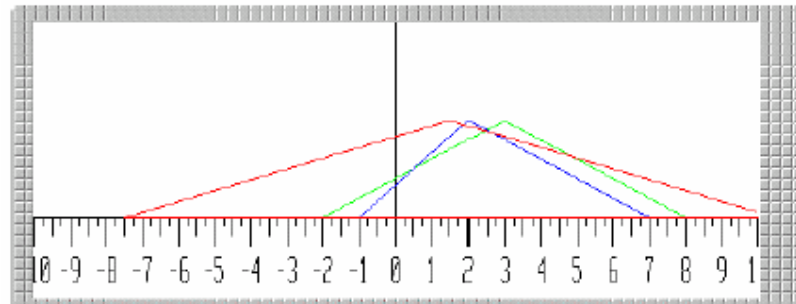
Σχήμα 3.9 Ασαφής πρόσθεση: $(-2, 3, 8) + (-1, 2, 7) = (-4, 5, 14)$ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)



Σχήμα 3.10 Ασαφής αφαίρεση: $(-2, 3, 8) - (-1, 2, 7) = (-8, 1, 10)$ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)



Σχήμα 3.11 Ασαφής πολλαπλασιασμός: $(-2, 3, 8) * (-1, 2, 7) = (-3, 6, 15)$ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)



Σχήμα 3.12 Ασαφής διαίρεση: $(-2, 3, 8) / (-1, 2, 7) = (-7.5, 1.5, 10.5)$ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

3.2.4.3 Πράξεις Ασαφών Συνόλων

Ο κύριος λόγος ύπαρξης ενός συνόλου είναι για να ξεχωρίζουμε τα στοιχεία του από αυτά του πεδίου αναφοράς. Η σχέση μεταξύ των δύο συνόλων ορίζεται με δύο βασικές πράξεις. Η πρώτη λέγεται *διάζευξη* (όταν πρόκειται για ένα στοιχείο ή ατομικά σύνολα), και χρησιμοποιούμε το σύμβολο \vee , ή *ένωση* (για πολυμελή σύνολα), και χρησιμοποιούμε το σύμβολο \cup . Η διάζευξη ή ένωση δύο συνόλων σημαίνει ότι κάθε στοιχείο που ανήκει σε ένα από τα δύο σύνολα συμπεριλαμβάνεται ως νέο μέλος ενός ευρύτερου συνόλου. Στην ασαφή λογική, η πράξη αυτή εκφράζει τη μέγιστη τιμή του βαθμού συμμετοχής κάθε στοιχείου των δύο ασαφών συνόλων που συμπεριλαμβάνει.

Η δεύτερη πράξη καλείται *σύζευξη* \wedge (για σύνολα ενός στοιχείου) ή *τομή* \cap (για πολυμελή σύνολα). Η τομή χρησιμοποιεί εκείνα τα στοιχεία μόνο του συνόλου A και του συνόλου B που εμφανίζονται και στα δύο σύνολα. Στην ασαφή λογική, η πράξη αυτή εκφράζει τη μικρότερη τιμή του βαθμού συμμετοχής κάθε στοιχείου των δύο ασαφών συνόλων που συμμετέχουν.

Το σύνολο των στοιχείων που δεν ανήκει στο σύνολο A μπορεί επίσης να ονομαστεί *όχι- A* (συμπληρωματικό του A , A^c). Το όχι- A μπορεί επίσης να γραφεί $\sim A$ ή $\neq A$.

Η θεωρία των συνόλων συνδέεται στενά με μια λειτουργία στην λογική -τη χρήση των μαθηματικών προς ανεύρεση αλήθειας ή ορθότητας- καλούμενη *συμπέρασμα*. Το συμπέρασμα είναι η δήλωση ότι αν η πρώτη από τις δύο εκφράσεις είναι αληθής, τότε η δεύτερη είναι επίσης αληθής. Για παράδειγμα, δεδομένων των εκφράσεων A και B, αν η A είναι αληθής, τότε και η B είναι αληθής. Δηλαδή,

A συνεπάγεται B.

Αυτό μπορεί να γραφεί και ως εξής:

$$A \rightarrow B$$

Από τα παραπάνω μπορούμε να καταλάβουμε ότι η ασάφεια προσφέρει πολύ μεγαλύτερη ποικιλία τρόπων για την αλληλεπίδραση συνόλων από την ακρίβεια. Ή ακόμη μπορούμε να θεωρήσουμε τα ασαφή σύνολα σαν έναν τρόπο προσέγγισης των συνόλων, και τα ακριβή σύνολα είναι μια ειδική περίπτωση αυτής της γενικότητας.

3.2.4.4 Υπολογισμοί Πράξεων σε Σύνολα Ενός Στοιχείου

Παραδείγματα:

Τομή: $0.3 \cap 0.8 = \text{MIN}(0.3, 0.8) = 0.3$

Ένωση: $0.2 \cup 0.6 = \text{MAX}(0.2, 0.6) = 0.6$

Συμπλήρωμα: $\sim 0.9 = 1.0 - 0.9 = 0.1$

Συμπέρασμα: $0.8 \rightarrow 0.7 = 0.8 \geq 0.7 = \text{TRUE}$

$$0.7 \rightarrow 0.8 = 0.7 \geq 0.8 = \text{FALSE}$$

3.2.4.5 Υπολογισμοί Πράξεων σε Πολυμελή Σύνολα

Θεωρούμε για ένα διατεταγμένο σύνολο $\{\alpha, \beta, \gamma\}$, δύο ασαφή σύνολα,

$$\text{Σύνολο A} = (0.8, 0.2, 0.7)$$

$$\text{Σύνολο B} = (1, 0.3, 0.4),$$

και τα αντίστοιχα τους ακριβή σύνολα,

$$A = (1, 0, 1),$$

$$B = (1, 0, 0).$$

Στον Πίνακα 3.1 απεικονίζονται τα αποτελέσματα των πράξεων.

Πίνακας 3.1 Πράξεις σε ασαφή και ακριβή πολυμελή σύνολα (Πηγή: Μαργαρίτης Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

	Ασαφή σύνολα	Ακριβή σύνολα
Ένωση $A \cup B$	$(\text{MAX}(0.8, 1), \text{MAX}(0.2, 0.3), \text{MAX}(0.7, 0.4)) = (1, 0.3, 0.7)$	$(\text{MAX}(1, 1), \text{MAX}(0, 0), \text{MAX}(1, 0)) = (1, 0, 1)$
Τομή $A \cap B$	$(\text{MIN}(0.8, 1), \text{MIN}(0.2, 0.3), \text{MIN}(0.7, 0.4)) = (0.8, 0.2, 0.4)$	$(\text{MIN}(1, 1), \text{MIN}(0, 0), \text{MIN}(1, 0)) = (1, 0, 0)$
Συμπέρασμα $A \rightarrow B$	$((0.8 \rightarrow 1 = 0.8 \geq 1) \text{ FALSE}, (0.2 \rightarrow 0.3 = 0.2 \geq 0.3) \text{ FALSE}, (0.7 \rightarrow 0.4 = 0.7 \geq 0.4) \text{ TRUE})$	$((1 \rightarrow 1 = 1 \geq 1) \text{ TRUE}, (1 \rightarrow 0 = 1 \geq 0), \text{ TRUE}) (0 \rightarrow 0 = 0 \geq 0), \text{ TRUE})$
Συμπλήρωμα $\sim A$	$((1 - 0.8), (1 - 0.2), (1 - 0.7)) = (0.2, 0.8, 0.3)$	$((1 - 1), (1 - 0), (1 - 1)) = (0, 1, 0)$
Διαφορά $A \setminus B$	$(0.8 - 1, 0.2 - 0.3, 0.7 - 0.4) = (0, 0, 0.3)$	$(1 - 1, 0 - 0, 1 - 0) = (0, 0, 1)$

1. Η **Λογική Διαφορά** μεταξύ δύο συνόλων A και B συμβολίζεται με $A \setminus B$, και λαμβάνεται αν από το σύνολο A αφαιρέσουμε την ποσότητα που υπάρχει στο σύνολο B . Αν το αποτέλεσμα είναι αρνητικό, η τιμή της διαφοράς θα είναι 0.
2. Σε ακριβή σύνολα, η ένωση $A \cup \sim A$ ονομάζεται το "όλο" και είναι γνωστή ως ο *νόμος του αποκλειόμενου μέσου*, ενώ η τομή $A \cap \sim A$ ονομάζεται το "τίποτα" και είναι γνωστή ως ο *νόμος της αντιλογίας*.
3. Ο συμπερασμός, όπως χρησιμοποιείται εδώ, σημαίνει «εμπεριέχεται», ωστόσο υπάρχουν και άλλες ερμηνείες.

3.2.5 Λογικές Λειτουργίες

Η προσπάθειά μας θα επικεντρωθεί στην εξήγηση μιας δήλωσης της μορφής 'το x είναι ΧΑΜΗΛΟ και το y είναι ΥΨΗΛΟ' (ή 'το z δεν είναι ΕΝΔΙΑΜΕΣΟ').

Οι πρωταρχικοί ορισμοί στην ασαφή λογική είναι:

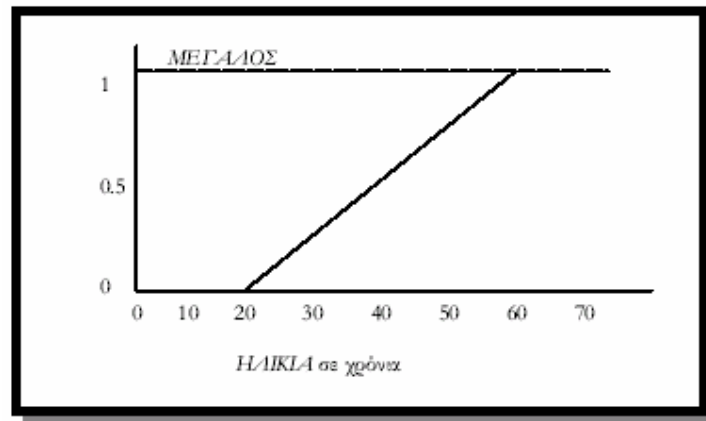
$$\begin{array}{llll}
 (\text{NOT } x) & = 1.0 - x & \text{ή} & (\text{OXI } x) & = 1.0 - x \\
 (x \text{ AND } y) & = \text{minimum}(x, y) & \text{ή} & (x \text{ KAI } y) & = \text{minimum}(x, y) \\
 (x \text{ OR } y) & = \text{maximum}(x, y) & \text{ή} & (x \text{ Η } y) & = \text{maximum}(x, y)
 \end{array}$$

Κάποιοι ερευνητές της ασαφούς λογικής έχουν αναπτύξει και άλλους ορισμούς των λειτουργιών *AND* και *OR*, αλλά ο ορισμός της *NOT* λειτουργίας παραμένει αμετάβλητος.

Θα πρέπει να παρατηρηθεί ότι αν εφαρμόσουμε τις τιμές 0 και 1 σ' αυτές τις λειτουργίες, θα πάρουμε τους πίνακες αληθείας που αντιστοιχούν στην κλασσική λογική του Boole. Αυτό είναι γνωστό ως η *Αρχή της Επέκτασης*, που δηλώνει ότι τα αποτελέσματα της λογικής του Boole μπορούν να δοθούν από τις λειτουργίες της ασαφούς λογικής, όταν όλοι οι βαθμοί ασαφούς συμμετοχής περιοριστούν στο σύνολο {0, 1}. Η αρχή αυτή τεκμηριώνει το γεγονός ότι η ασαφής λογική είναι μια γενίκευση της λογικής του Boole. Με αυτήν την έννοια, τα ακριβή σύνολα είναι ασαφή σύνολα αυτού του ειδικού τύπου και γι' αυτό δεν υπάρχει σύγκρουση μεταξύ ασαφών και ακριβών μεθόδων.

Παραδείγματα: υποθέτουμε ότι έχουμε το ίδιο σύνολο *ΨΗΛΟΣ* και επίσης το ασαφές σύνολο *ΜΕΓΑΛΟΣ* που ορίζεται από την παρακάτω συνάρτηση συμμετοχής:

$$\text{μεγάλος}(x) = \begin{cases} 0, & \text{αν ηλικία}(x) < 18 \text{ χρ.} \\ (\text{ηλικία}(x) - 18 \text{ χρ.}) / 42 \text{ χρ.}, & \text{αν } 18 \text{ χρ.} \leq \text{ηλικία}(x) \leq 60 \text{ χρ.} \\ 1, & \text{αν ηλικία}(x) > 60 \text{ χρ.} \end{cases}$$



Σχήμα 3.13 Συνάρτηση συμμετοχής της μεταβλητής *ΜΕΓΑΛΟΣ* (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

Από το Σχήμα 3.13 μπορούμε να υπολογίσουμε τις παρακάτω τιμές:

Ύψος	Ηλικία	ο χ είναι ΨΗΛΟΣ	ο χ είναι ΜΕΓΑΛΟΣ	α	β	γ
0.96	65	0.00	1.00	0.00	1.00	1.00
1.65	30	0.21	0.29	0.21	0.29	0.79
1.75	27	0.38	0.21	0.21	0.38	0.62
1.78	32	0.42	0.33	0.33	0.42	0.58
1.85	31	0.54	0.31	0.31	0.54	0.46
2.18	45	1.00	0.64	0.64	1.00	0.00
1.02	4	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

όπου,

α = ο χ είναι ΨΗΛΟΣ **ΚΑΙ** ο χ είναι ΜΕΓΑΛΟΣ,

β = ο χ είναι ΨΗΛΟΣ **Η** ο χ είναι ΜΕΓΑΛΟΣ,

γ = **ΟΧΙ** (ο χ είναι ΨΗΛΟΣ).

3.2.6 Ασαφής Προτασιακός Λογισμός

Η θεωρία συνόλων σχετίζεται στενά με λογικές προτάσεις εύρεσης αληθείας, που ονομάζονται *κανόνες συμπερασμού*. Όπως και στα σύνολα, οι κανόνες ασάφειας είναι γενικεύσεις και οι ακριβείς κανόνες είναι μια ιδιαίτερη περίπτωση τους. Η ασαφής λογική δείχνει ότι η αλήθεια είναι από μόνη της ασαφής.

3.2.6.1 Κανόνες Συμπερασμού

Οι κανόνες συμπερασμού είναι κανόνες ανεύρεσης αληθείας, από δηλούμενες ή αποδεδειγμένες αλήθειες. Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι η συνεπαγωγή, $A \rightarrow B$. Στη λογική, ο ίδιος κανόνας έχει το λατινικό όνομα *modus ponens*, που εμπεριέχει την έννοια της κατάφασης, δηλούμενη ως εξής:

Δεδομένου ότι η A είναι αληθής και ότι η A συνεπάγεται τη B,

τότε και η B είναι επίσης αληθής.

Η παραπάνω πρόταση δεν συνεπάγεται και το αντίθετο, ότι δηλαδή η B συνεπάγεται την A. Το *modus ponens* μπορεί επίσης να δηλωθεί και με μια if-then δομή:

Αν η A αληθής, τότε και η B αληθής.

Το ακριβές *modus ponens* μπορεί επίσης να γραφτεί:

Αν A

Και $A \rightarrow B$

Τότε B

Ένας άλλος κανόνας, ο *modus tollens*, που σημαίνει άρνηση, μπορεί να γραφτεί με διάφορους τρόπους:

Δεδομένου ότι η B είναι ψευδής και η A συνεπάγεται τη B ,

τότε και η A είναι ψευδής.

Ή, αλλιώς:

Αν όχι- B

Και $A \rightarrow B$

Τότε όχι- A

Άλλος τρόπος αναπαράστασης του *modus tollens* είναι:

$A \rightarrow B$ σημαίνει $B \rightarrow A$,

που είναι ο νόμος της *αντίθεσης*.

Για έναν πιο εύκολο χειρισμό της λογικής των ασαφών καταστάσεων υπάρχει το γενικευμένο *modus ponens*, που προκύπτει από το αρχικό *modus ponens* με την χρήση τροποποιητών:

Εφ' όσον το μήλο είναι πολύ κόκκινο

Και ένα κόκκινο μήλο είναι ένα ώριμο μήλο

Τότε το μήλο είναι πολύ ώριμο

Ένας δεύτερος κανόνας ασάφειας, ο *συνθετικός κανόνας συμπερασμού*, εμπεριέχει μια ρητή σχέση, το οποίο είναι συνδυασμός του γενικευμένου *modus ponens* και του συμπεράσματος των ασαφών πράξεων:

Εφ' όσον το μήλο #1 είναι πολύ ώριμο

Και το μήλο #2 δεν είναι τόσο ώριμο όσο το μήλο #1

Τότε το μήλο #2 είναι σχετικά ώριμο

3.2.6.2 Λογικές Προτάσεις

Οι τελεστές συνόλων ένωσης και τομής έχουν πανομοιότυπα και στον ακριβή προτασιακό λογισμό. Ο πιο συνηθισμένος τρόπος αναπαράστασης τους είναι με σύμβολα που ορίζονται από μια δομή δήλωσης που καλείται *κατηγορημα*. Το

OR της ένωσης παριστάνεται με έναν *υπαρξιακό τελεστή*, που χρησιμοποιεί το σύμβολο \exists , που διαβάζεται "υπάρχει". Δηλώνει ότι υπάρχει τουλάχιστο μία περίπτωση για την οποία η πρόταση είναι αληθής. Για παράδειγμα, η πρόταση

$$(\exists x) [\text{ώριμο}(\text{μήλο})],$$

μεταφράζεται ως "υπάρχει ένα παράδειγμα ώριμου μήλου".

Το AND της τομής αναπαρίσταται με έναν *γενικό τελεστή*, που χρησιμοποιεί το σύμβολο \supset , που διαβάζεται "για κάθε". Δηλώνει ότι η πρόταση είναι αληθής σε όλες τις περιπτώσεις, όπως, για παράδειγμα, η πρόταση

$$(\supset x) [\text{μήλο}(x) \Rightarrow \text{ωριμότητα}(x)],$$

η οποία σημαίνει πως όλα τα μήλα είναι ώριμα. Είναι αυτή η πρόταση λογικά αληθής; Εξαρτάται από το πεδίο αναφοράς -αν πρόκειται για το μπωλό στο τραπέζι, τη γη ολόκληρη, ή οτιδήποτε άλλο.

Η ασαφής λογική περικλείει το "υπάρχει" και το "για κάθε" και επίσης παρέχει ενδιαμέσες δηλώσεις ανάμεσα σ' αυτά τα δυο άκρα. Ο R. R. Yager, έδειξε ότι η λέξη *λιγότερο* είναι σε λιγότερο ακραία μορφή από το "υπάρχει", και η λέξη *περισσότερο* είναι μια λιγότερο ακραία μορφή του "για κάθε". Η φόρμα As-Then είναι τόσο εύχρηστη στην ασαφή σκέψη που χρησιμοποιείται σε σύνολα κανόνων βασισμένων σε λέξεις που ελέγχουν ασαφή συστήματα.

3.2.6.3 Κανόνες As-Then και As-Do

Παραδοσιακοί ή ακριβείς κανόνες εκφράζονται με ακριβείς όρους, όπως:

Αφού η θερμοκρασία δωματίου είναι μικρότερη από 62 βαθμούς,

Τότε βάλτε το θερμοστάτη στους 68 βαθμούς.

Παρόλο που στα περισσότερα σπίτια οι θερμοστάτες είναι σημειωμένοι με βαθμούς, δεν είναι αυτός ο τρόπος που τους χρησιμοποιεί ο κόσμος. Λέμε "ανέβασε λίγο τη θερμοκρασία" ή "ρύθμισε το θερμοστάτη". Με άλλα λόγια, η οικιακή θέρμανση είναι πραγματικά μια ασαφής κατάσταση.

Η ασαφής λογική χρησιμοποιεί επίσης If-Then κανόνες, που εκφράζονται με τη μορφή As-Then (γενική μορφή), ή διαφορετικά As-Do (μορφή ελέγχου). Ένας ασαφής κανόνας θερμοστάτη θα μπορούσε να είναι:

(As) Όσο το δωμάτιο είναι κρύο,

(Do) Κάνε γύρνα τον διακόπτη στο high.

3.2.6.4 Γλωσσικές Μεταβλητές

Η ιδέα της γλωσσικής μεταβλητής είναι βασική στην ασαφή λογική. Όσον αφορά στη δομή της, μια γλωσσική μεταβλητή αποτελείται από δύο μέρη. Το πρώτο είναι το όνομα ενός ασαφούς συνόλου. Για παράδειγμα, το ασαφές σύνολο *ΜΕΓΑΛΟ* είναι μια απλή γλωσσική μεταβλητή και μπορεί να χρησιμοποιηθεί από ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες, για να πάρει αποφάσεις σχετικά με τη διάρκεια ενός συγκεκριμένου έργου:

αν η διάρκεια του έργου είναι *ΜΕΓΑΛΗ*

τότε ο κίνδυνος μη-ολοκλήρωσης *ΑΥΞΑΝΕΤΑΙ*.

Το δεύτερο μέρος μιας γλωσσικής μεταβλητής είναι οι τροποποιητές συνόλων. Αυτοί τροποποιούν το σχήμα των ασαφών συνόλων με προκαθορισμένο τρόπο, προκαλώντας αλλαγή στη συνάρτηση συμμετοχής, και έχουν την ίδια λειτουργία με τα επίθετα και τα επιρρήματα μιας φυσικής γλώσσας. Παραδείγματα γλωσσικών μεταβλητών που χρησιμοποιούν το ασαφές σύνολο *ΜΕΓΑΛΟ* είναι: *πολύ ΜΕΓΑΛΟ*, *κάπως ΜΕΓΑΛΟ*, *ελαφρώς ΜΕΓΑΛΟ* και *σίγουρα όχι πολύ ΜΕΓΑΛΟ*. Και στην περίπτωση των γλωσσικών μεταβλητών εφαρμόζονται οι κανόνες προτεραιότητας που ισχύουν σε οποιαδήποτε φυσική γλώσσα. Έτσι, οι φράσεις *όχι πολύ ΜΕΓΑΛΟ* και *πολύ όχι ΜΕΓΑΛΟ*, δεν εκφράζουν το ίδιο πράγμα. Οι γλωσσικές μεταβλητές -μέσω των τροποποιητών, κυρίως- επιτρέπουν στους ειδικούς να αποτυπώσουν ακριβώς αυτό που θέλουν να πουν, με τη μορφή κανόνων. Αυτό φαίνεται στον παρακάτω κανόνα,

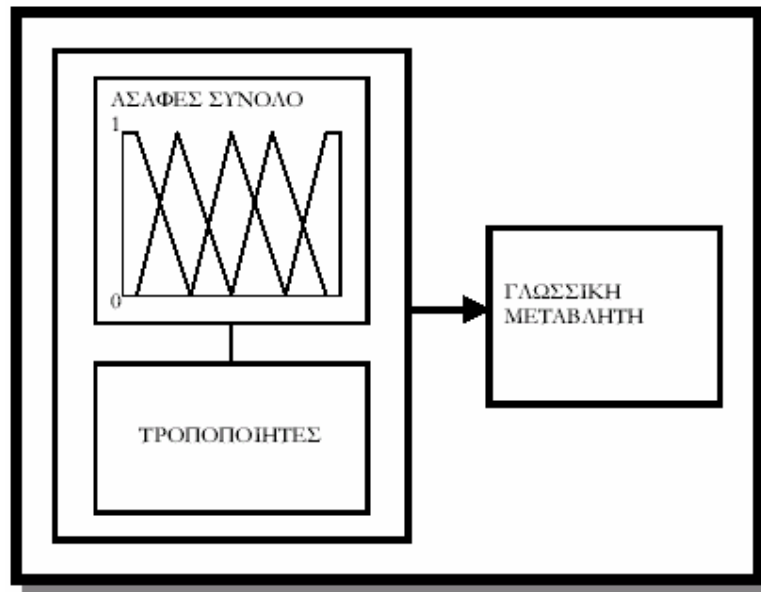
αν η διάρκεια του έργου είναι *σίγουρα όχι πολύ ΜΕΓΑΛΗ*

τότε ο κίνδυνος μη-ολοκλήρωσης *κάπως ΜΕΙΩΝΕΤΑΙ*.

Τα είδη των τροποποιητών που μπορούν να εφαρμοστούν στα ασαφή σύνολα μπορούν να χωριστούν σε τρεις μεγάλες ομάδες:

- *ποσοτικοί όροι*, όπως *όλα*, *τα περισσότερα*, *περίπου τα μισά*, *λίγα*, *καθόλου*, κλπ,
- *όροι συχνότητας*, όπως *πάντα*, *με μεγάλη συχνότητα*, *συχνά*, *σπάνια*, *ποτέ*, κλπ, και
- *όροι πιθανότητας*, όπως *σίγουρα*, *πιθανά*, *αβέβαια*, *απίθανα*, *σίγουρα όχι*, κλπ).

Η παραπάνω κατηγοριοποίηση προτάθηκε από τον Αμερικανό ερευνητή Daniel Schwartz.



Σχήμα 3.14 Δομή μιας Γλωσσικής Μεταβλητής (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

3.2.6.5. Κανόνες Βασισμένοι σε Λέξεις

Οι *τροποποιητές*, λέξεις που αλλάζουν τους υπάρχοντες κανόνες, έπαιζαν έναν σημαντικό ρόλο στον ασαφή προγραμματισμό παλιότερα, όταν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές ήταν πιο αργοί και η μνήμη μικρότερη απ'ότι στα μέσα του 1990. Ο τροποποιητής είναι μια λειτουργία διαχείρισης μιας εισερχόμενης μεταβλητής αληθείας. Μετατρέπει το σχήμα της συνάρτησης αληθείας, με τρόπο ανάλογο της λειτουργίας των επιθέτων και επιρρημάτων στην καθομιλουμένη γλώσσα. Παραδείγματα που συναντώνται συχνά είναι:

- *αυξητές*, όπως το 'πολύ',
- *μειωτές*, όπως το 'κάπως', και
- *συμπληρωτές*, όπως το 'όχι'.

Κάποιος μπορεί να ορίσει το 'πολύ x ', ως τετράγωνο της τιμής αληθείας του x , και το 'λίγο x ', ως τετραγωνική ρίζα της τιμής αληθείας του x . Στη συνέχεια, μπορεί να γίνει μια ασαφής δήλωση όπως:

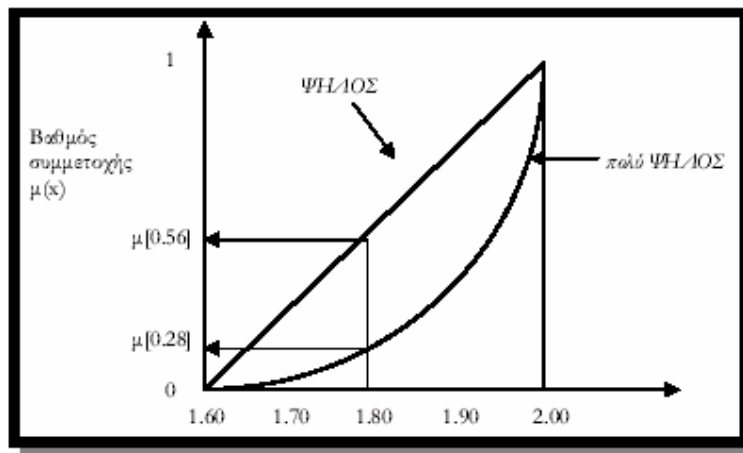
το y είναι πολύ ΧΑΜΗΛΟ,

το οποίο θα ισοδυναμούσε με το (το y είναι ΧΑΜΗΛΟ) * (το y είναι ΧΑΜΗΛΟ). Θα μπορούσαμε να αντιληφθούμε το 'ΟΧΙ x ' ως τροποποιητή με την ίδια έννοια, καθορίζοντας το "ΟΧΙ x ", με το να αφαιρέσουμε από την μονάδα την τιμή αληθείας του x . Οι τροποποιητές περιλαμβάνουν τελεστές όπως *περισσότερο ή λιγότερο, σχεδόν, μεγαλύτερο από, συχνά*, και *δύσκολα*, οι οποίοι είναι

βοηθητικοί στην εξήγηση της σχέσης που υπάρχει ανάμεσα σε ασαφείς λέξεις και στην ακριβή αριθμητική.

Παράδειγμα:

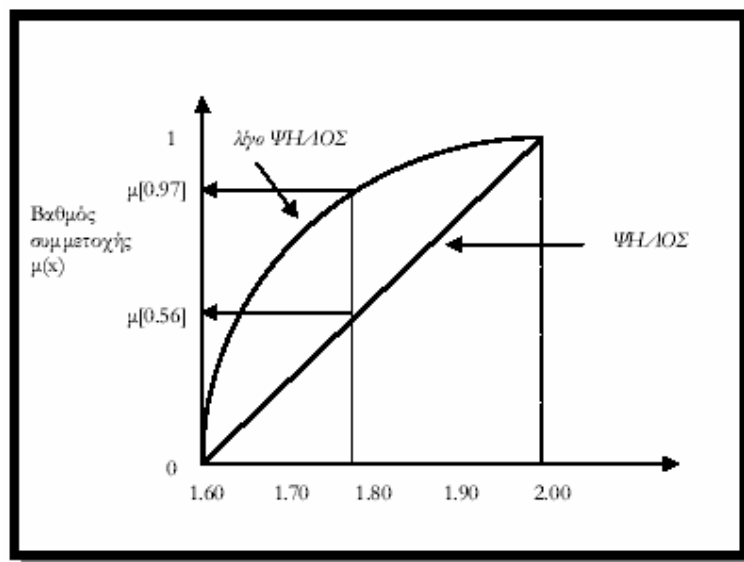
Ας υποθέσουμε ότι έχουμε τον τροποποιητή 'πολύ' που εφαρμόζεται στη μεταβλητή ΨΗΛΟΣ. Η συνάρτηση συμμετοχής του τροποποιητή 'πολύ' είναι: $\mu(\text{πολύ}) \alpha[x] = \mu(\alpha * \alpha) [x]$



Σχήμα 3.15 Εφαρμογή του τροποποιητή 'πολύ' στη μεταβλητή ΨΗΛΟΣ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

Παράδειγμα:

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε τον τροποποιητή 'λίγο' για τη μεταβλητή ΨΗΛΟΣ. Η συνάρτηση συμμετοχής του τροποποιητή 'λίγο' είναι $\mu(\text{λίγο}) \alpha[x] = \mu(\alpha \wedge 0.5)[x]$



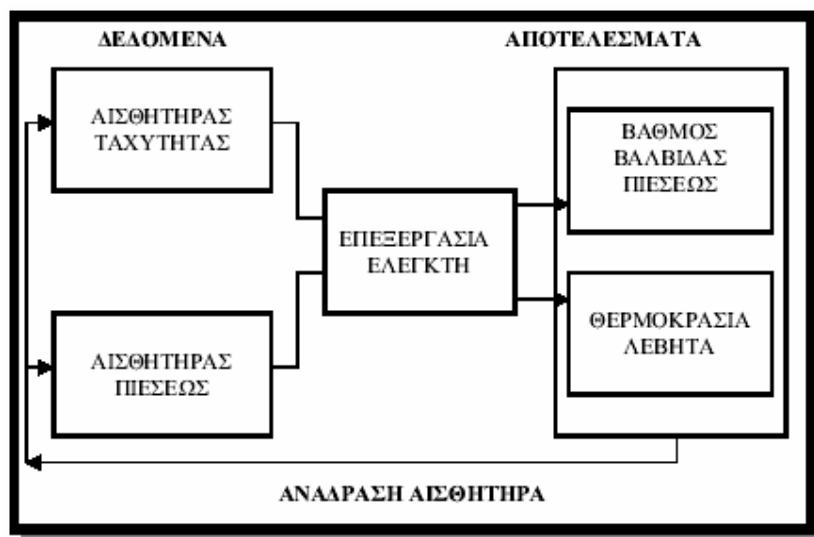
Σχήμα 3.16 Εφαρμογή του τροποποιητή 'λίγο' στην μεταβλητή ΨΗΛΟΣ (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

Τα ασαφή συστήματα χρησιμοποιούν την *ασαφοποίηση* (αλλαγή των τιμών εισόδου σε όρους ασάφειας) και την *αποασαφοποίηση* (αλλαγή της ασαφούς εξόδου σε αριθμητικές τιμές για την δράση του συστήματος). Η αποασαφοποίηση είναι η διαδικασία που καταλήγει σε ένα βαθμωτό μέγεθος, που αναπαριστά την αναμενόμενη τιμή μιας μεταβλητής ελέγχου, από ένα ασαφές σύνολο. Ακολουθώντας ένα από διάφορους κανόνες για την επιλογή ενός σημείου στο άκρο της ασαφούς περιοχής, η διαδικασία αποασαφοποίησης απομονώνει μια τιμή στο πεδίο τιμών του ασαφούς συνόλου. Η αποασαφοποίηση είναι κυρίως θέμα επιλογής σημείου στα όρια της ασαφούς περιοχής και στη συνέχεια σχεδιάζοντας μια κάθετη γραμμή στον οριζόντιο άξονα. Το σημείο επαφής πάνω στον άξονα είναι η τιμή του βαθμωτού μεγέθους.

3.3. Δημιουργία Ασαφών Συστημάτων

Στη μεγάλη τους πλειοψηφία, τα συστήματα ασαφούς λογικής είναι συστήματα βασισμένα σε κανόνες που ελέγχουν τη λειτουργία μιας ηλεκτρονικής ή άλλης συσκευής. Ο ασαφής ελεγκτής δέχεται πληροφορίες από τη συσκευή καθώς αυτή λειτουργεί. Οι ακριβείς πληροφορίες της συσκευής μετατρέπονται σε ασαφείς τιμές, τις οποίες επεξεργάζεται το σύστημα με τη βοήθεια της ασαφούς βάσης γνώσης. Το ασαφές αποτέλεσμα απο-ασαφοποιείται (μετατρέπεται σε ακριβείς τιμές), αλλάζοντας την κατάσταση λειτουργίας της συσκευής, όπως π.χ. ελάττωση της ταχύτητας του κινητήρα ή μείωση της θερμοκρασίας λειτουργίας.

Ένα σύγχρονο ασαφές σύστημα ελέγχου δε διαφέρει πολύ από το πρώτο που κατασκεύασε ο Ebrahim Mamdani στη δεκαετία του 1970 και το οποίο ήταν ένα σύστημα ελέγχου της ταχύτητας μιας ατμομηχανής. Το ασαφές σύστημα του Mamdani είχε δύο μεταβλητές εισόδου και δύο εξόδου και ενσωμάτωνε την εμπειρία ενός χειριστή μηχανής σε ένα σύνολο από ασαφείς κανόνες. Το σύστημα αυτό δεχόταν δύο εισόδους από την ατμομηχανή καθώς λειτουργούσε, την ταχύτητα της μηχανής και την πίεση του λέβητα. Επεξεργαζόταν την πληροφορία μέσω της βάσης γνώσης και παρήγαγε δύο εξόδους, το βαθμό της βαλβίδας πιέσεως (τη βαλβίδα που ελέγχει πόσος ατμός εισέρχεται στη μηχανή) και τη θερμοκρασία του λέβητα.



Σχήμα 3.17 Σύστημα ελέγχου της ατμομηχανής του Mamdani (Πηγή: Μαργαρίτης, Χαλκιάς και Αμοργιανού, 1999)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Συστήματα Γνώσης

Ο όρος *σύστημα γνώσης* (*knowledge system*) αποτελεί ουσιαστικά μια συντόμευση του όρου *σύστημα βασισμένο στη γνώση* (*knowledge-based system*) και δηλώνει ένα σύστημα που αναπαριστά και χρησιμοποιεί γνώση για να εκτελέσει κάποια λειτουργία. Ο όρος είναι πιο γενικός από τον όρο *έμπειρο σύστημα*, γιατί εκτός από τα έμπειρα συστήματα περιλαμβάνει και συστήματα στα οποία η γνώση δεν προέρχεται από ειδικούς αλλά αποτελεί επιστημονική-τεχνολογική γνώση ή γνώση καταγεγραμμένη σε βάσεις δεδομένων, τεχνικές αναφορές, κλπ. Ακολούθως, ο όρος *συστήματα γνώσης* θα χρησιμοποιείται ως υπερσύνολο του όρου *έμπειρα συστήματα* ενώ ο τελευταίος θα αναφέρεται και ως *συμβατικά συστήματα γνώσης*.

Η ανάγκη για γενίκευση των έμπειρων συστημάτων σε συστήματα γνώσης προήλθε κυρίως από τη δυσκολία εκμείευσης της γνώσης του ειδικού από το μηχανικό της γνώσης και στη συνέχεια της κατανόησης και μετατροπής της σε εύχρηστα υπολογιστικά μοντέλα. Στο κεφάλαιο αυτό αναπτύσσονται μερικές από τις σύγχρονες τεχνικές που χρησιμοποιούνται στα συστήματα γνώσης και αναπτύχθηκαν με σκοπό την εξάλειψη της ανάγκης για εκμείευση γνώσης προκειμένου να διευκολυνθεί η δουλειά του μηχανικού της γνώσης. Οι τεχνικές αυτές είναι η *συλλογιστική βασισμένη σε μοντέλα* (*model-based reasoning*), η *ποιοτική συλλογιστική* (*qualitative reasoning*) και η *συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις* (*case-based reasoning*). Οι παραπάνω τεχνικές χρησιμοποιούν μεθόδους εξαγωγής συμπερασμάτων οι οποίες βασίζονται σε γνώση που μπορεί να αποκτηθεί από πηγές ανεξάρτητες από τους ανθρώπους-ειδικούς, όπως φυσικά ή μηχανικά μοντέλα, τεχνικά εγχειρίδια, αναφορές περιπτώσεων αντιμετώπισης προβλημάτων, κλπ.

4.1 Συλλογιστική Βασισμένη σε Μοντέλα

Η συλλογιστική βασισμένη σε μοντέλα ή συλλογιστική των μοντέλων (*model-based reasoning*) αναπαριστά τη δομή και τη λειτουργία πραγματικών συστημάτων, χρησιμοποιώντας βασικές επιστημονικές ή τεχνικές αρχές (βαθιά γνώση) αντί της εμπειρικής (και πολλές φορές ρηχής) γνώσης ενός ειδικού πάνω στη συμπεριφορά του προς εξέταση συστήματος. Η συλλογιστική των μοντέλων χρησιμοποιείται κυρίως σε εφαρμογές διάγνωσης και για το λόγο αυτό ονομάζεται και *διάγνωση βασισμένη σε μοντέλα* (*model-based diagnosis*). Τα υπό ανάλυση συστήματα είναι υπαρκτά και μπορεί να είναι είτε φυσικά, όπως η ροή ενός ποταμού, ή τεχνητά, όπως μία μηχανή εσωτερικής καύσης. Στη συνέχεια, όλα τα υπό ανάλυση συστήματα θα αναφέρονται με τον κοινό όρο *φυσικά συστήματα* (Βλαχάβας, Ι., Κεφαλάς, Π., Βασιλειάδης, Ν., Ρεφανίδης, Ι., Κόκκορας, Φ., Σακελλαρίου, Η., 2002).

Τα συμβατικά συστήματα γνώσης, δηλαδή τα έμπειρα συστήματα, πραγματοποιούν διάγνωση συσχετίζοντας ένα σύνολο εισόδων που αντιπροσωπεύουν τις παρατηρήσιμες παραμέτρους του φυσικού συστήματος, με ένα σύνολο παρατηρήσιμων δυσλειτουργιών του συστήματος. Η απεικόνιση μεταξύ των παραμέτρων και των βλαβών βασίζεται στην εμπειρική γνώση των ανθρώπων-ειδικών που επιτελούν τα διαγνωστικά καθήκοντα και αναπαριστάνονται στη βάση γνώσης του έμπειρου συστήματος ως ένα σύνολο κανόνων. Με τον τρόπο αυτό τα φυσικά συστήματα αντιμετωπίζονται σαν "μαύρα κουτιά" (*black-box*). Η συμπεριφορά του συστήματος καθορίζεται με κάποιο ποσοστό ακρίβειας από τη συμπεριφορά του στο παρελθόν σε κάποιες παρόμοιες περιπτώσεις, οι οποίες έχουν αποτυπωθεί ως εμπειρία στους ανθρώπους-ειδικούς που παρείχαν τη γνώση. Το έμπειρο σύστημα δε "γνωρίζει" τίποτα για την εσωτερική δομή και λειτουργία του φυσικού συστήματος, με αποτέλεσμα να μη μπορεί, για παράδειγμα, να διαγνώσει κάποιες νέες δυσλειτουργίες που δεν έχουν αντιμετωπισθεί στο παρελθόν, επειδή ακριβώς δεν έχουν αποτυπωθεί ως εμπειρικοί κανόνες της συμπεριφοράς του. Αυτή η μορφή της συλλογιστικής που βασίζεται σε εμπειρική γνώση και συνδυάζει το αποτέλεσμα με το αίτιο, ονομάζεται *απαγωγική συλλογιστική* (*abductive reasoning*).

Συνήθως, οι κατασκευαστές ενός φυσικού συστήματος (μηχανικοί, επιστήμονες) γνωρίζουν πολύ περισσότερα για τον εσωτερικό τρόπο λειτουργίας του από τους ανθρώπους-ειδικούς οι οποίοι χειρίζονται ένα τέτοιο σύστημα. Για τους

πρώτους, η περιγραφή του συστήματος συνίσταται στις βασικές αρχές λειτουργίας του και όχι στις περιπτώσεις βλαβών που παρατηρήθηκαν. Με τον τρόπο αυτό είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν καταστάσεις που δεν έχουν συναντήσει στο παρελθόν.

Η δομή και οι βασικές λειτουργίες ενός φυσικού συστήματος αποτελούν το *μοντέλο* του συστήματος. Υπάρχουν τριών ειδών μοντέλα:

1. Τα *μαθηματικά μοντέλα* (*mathematical models*), που περιγράφουν με αναλυτικές εξισώσεις ένα σύστημα.
2. Τα *στοχαστικά μοντέλα* (*stochastic models*), που περιγράφουν στατιστικά τη λειτουργία ενός συστήματος.
3. Τα *αιτιοκρατικά μοντέλα* (*causal models*), τα οποία περιγράφουν ένα σύστημα μέσω των αλληλεπιδράσεων των επιμέρους τμημάτων του.

Στη συλλογιστική των μοντέλων χρησιμοποιούνται κυρίως τα αιτιοκρατικά μοντέλα των φυσικών συστημάτων. Επίσης, χρησιμοποιούνται αλγοριθμικές διαδικασίες, οι οποίες βασίζονται στην αλληλεπίδραση των επιμέρους τμημάτων του φυσικού συστήματος για να επιτελέσουν τη διάγνωση των δυσλειτουργιών του. Κατά την ανάπτυξη ενός τέτοιου συστήματος γνώσης, η εκμείωση γνώσης αντικαθίσταται από την αποτύπωση του μοντέλου ενός φυσικού συστήματος, π.χ. με τη χρήση διαγραμμάτων. Αν και η αποτύπωση του μοντέλου δεν είναι εύκολη δουλειά, εντούτοις είναι λιγότερο πολύπλοκη και περισσότερο προβλέψιμη διαδικασία από την αλληλεπίδραση με έναν άνθρωπο-ειδικό.

Οι βασικές διαγνωστικές λειτουργίες είναι συνήθως ανεξάρτητες από το προς εξέταση σύστημα, συνεπώς σε ένα σύστημα γνώσης που βασίζεται στη συλλογιστική των μοντέλων μπορεί να μεταβληθεί μόνο η περιγραφή του μοντέλου και να επαναχρησιμοποιηθεί ο πυρήνας του διαγνωστικού συστήματος για άλλα φυσικά συστήματα. Σε αντιστοιχία με τα έμπειρα συστήματα, το μοντέλο μπορεί να θεωρηθεί το ανάλογο της βάσης γνώσης, ενώ οι διαγνωστικές διαδικασίες αποτελούν τμήμα του μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων.

Τα πρώτα συστήματα του είδους χρησιμοποιούσαν απλά μοντέλα, για παράδειγμα συνδυαστικά ψηφιακά κυκλώματα, όπου οι αλληλεπιδράσεις

περιορίζονται σε γειτονικά τμήματα του φυσικού συστήματος. Με τον τρόπο αυτό η αναπαράσταση των αλληλεπιδράσεων διευκολύνεται αφάνταστα, καθώς απαιτείται μία τοπική μόνο προώθηση των ιδιοτήτων μεταξύ γειτονικών τμημάτων-εξαρτημάτων. Οι τοπικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των εξαρτημάτων του φυσικού συστήματος δεν επαρκούν πάντα για την πλήρη περιγραφή των μοντέλων. Ένα τέτοιο παράδειγμα αποτελεί το σύστημα KATE της NASA, το οποίο παρακολουθεί άμεσα (on-line) και σε πραγματικό χρόνο (real-time) κάποια συστήματα ελέγχου για την εκτόξευση διαστημικών λεωφορείων. Η συμπεριφορά τόσο του φυσικού συστήματος ως συνόλου, όσο και των επιμέρους εξαρτημάτων του μπορεί να εξαρτηθεί από πολλές παραμέτρους και αλληλεπιδράσεις μεταξύ μη-γειτονικών εξαρτημάτων. Για παράδειγμα, η πίεση σε μια βαλβίδα εξαρτάται και από το είδος της βαλβίδας, αλλά και από τη ροή του ρευστού, η οποία μπορεί να καθορίζεται από εξαρτήματα που είναι απομακρυσμένα από τη βαλβίδα.

Ένας απλός και τυπικός τρόπος λειτουργίας ενός διαγνωστικού συστήματος βασισμένου σε μοντέλα είναι η σύγκριση της πραγματικής συμπεριφοράς του φυσικού συστήματος με τη συμπεριφορά που προβλέπεται από το μοντέλο. Οι διαφορές που παρατηρούνται μπορεί να οφείλονται σε δυσλειτουργία ενός ή περισσότερων εξαρτημάτων. Πολλές φορές δε θα πρέπει να θεωρείται δεδομένη η ορθή λειτουργία των αισθητήρων ανίχνευσης των παραμέτρων του συστήματος, συνεπώς πρέπει η διαγνωστική διαδικασία να προβλέπει και την περίπτωση κατά την οποία το σύστημα λειτουργεί ορθά ενώ οι αισθητήρες όχι.

Τα συστήματα γνώσης που χρησιμοποιούν συλλογιστική των μοντέλων μπορεί να υιοθετούν οποιαδήποτε μέθοδο αναπαράστασης γνώσης, όπως π.χ. κανόνες, πλαίσια, ή ακόμα και συνδυασμό μεθόδων. Ειδικότερα με τους κανόνες μπορεί να αναπαρασταθεί η αιτιότητα σε ένα τέτοιο σύστημα. Υπάρχουν δύο είδη κανόνων:

1. *Κανόνες προσομοίωσης (simulation rules)*, οι οποίοι προσομοιώνουν τους φυσικούς περιορισμούς και νόμους που διέπουν το σύστημα, π.χ. ροή του ηλεκτρικού ρεύματος.
2. *Κανόνες εξαγωγής συμπερασμάτων (inference rules)*, οι οποίοι εξάγουν συμπεράσματα για την κατάσταση και τη συμπεριφορά του φυσικού συστήματος.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται διεξοδικότερα ως μελέτη περίπτωσης το σύστημα KATE (Knowledge-based Autonomous Test Engineer) που αναφέρθηκε παραπάνω.

Το Σύστημα KATE

Η βασική αρχή λειτουργίας του KATE [Scarl et al., 1987] είναι ότι η ορθή λειτουργία ενός φυσικού συστήματος μπορεί να προσομοιωθεί με τη χρήση ενός μοντέλου που αποτελείται από:

- Την περιγραφή των εξαρτημάτων του συστήματος και των συνδέσεων μεταξύ τους.
- Τη λειτουργία κάθε εξαρτήματος μέσα στο σύστημα, η οποία περιγράφεται με τη βοήθεια της *λειτουργικής εξάρτησης (functional dependency)*, δηλαδή μιας μαθηματικής συνάρτησης η οποία υπολογίζει την έξοδο κάθε εξαρτήματος ως συνάρτηση των εισόδων του. Η συνάρτηση αυτή είναι συνήθως αντιστρέψιμη έτσι ώστε να είναι δυνατός και ο αντίστροφος υπολογισμός των εισόδων ενός εξαρτήματος βάσει της εξόδου του.

Το KATE καταγράφει δύο είδη τιμών ως είσοδο, προκειμένου να καταλήξει σε διάγνωση:

- Τις *εντολές (commands)*, οι οποίες αποτελούν τις εξωτερικές παραμέτρους λειτουργίας του φυσικού συστήματος, όπως για παράδειγμα οι εξωτερικές ρυθμίσεις για την πίεση της αντλίας, τον έλεγχο της ροής της βαλβίδας, την τάση του ρεύματος, κλπ. Οι εντολές είναι παράμετροι που ρυθμίζονται εκτός του φυσικού συστήματος από ανθρώπους ή άλλες εξωτερικές συσκευές και οι τιμές τους είναι απαραίτητες για την προσομοίωση της λειτουργίας του φυσικού συστήματος. Οι τιμές αυτές θεωρούνται γνωστές και η τιμή τους θεωρείται υπεράνω κάθε αμφισβήτησης.
- Τις *μετρήσεις (measurements)*, οι οποίες είναι οι τιμές των αισθητήρων που είναι τοποθετημένοι σε διάφορα σημεία του φυσικού συστήματος.

Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.1, το σύστημα KATE λειτουργεί σε δύο φάσεις:

1. Φάση παρακολούθησης του συστήματος και διαπίστωσης προβλημάτων.
2. Φάση εντοπισμού προβλημάτων.



Σχήμα 4.1 Λειτουργία του συστήματος KATE (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

Στην *πρώτη φάση*, το σύστημα KATE καταγράφει συνεχώς τις μετρήσεις από τους αισθητήρες, οι οποίες ονομάζονται *παρατηρούμενες τιμές*. Στη συνέχεια υπολογίζει τις *προβλεπόμενες τιμές* των αισθητήρων, δηλαδή τις τιμές που έπρεπε να έχουν θεωρητικά οι αισθητήρες αν το φυσικό σύστημα λειτουργούσε σύμφωνα με το μοντέλο και χωρίς κανένα πρόβλημα. Αυτός ο υπολογισμός γίνεται προωθώντας τις εξωτερικές παραμέτρους λειτουργίας σε ολόκληρο το μοντέλο μέσω των συνδέσεων των εξαρτημάτων και των λειτουργικών τους εξαρτήσεων. Τέλος, συγκρίνει τις προβλεπόμενες με τις παρατηρούμενες τιμές. Εφόσον οι προβλεπόμενες τιμές λειτουργίας συμφωνούν, μέσα σε κάποιο εύρος σφάλματος, με τις παρατηρούμενες από τους αισθητήρες τιμές, τότε το φυσικό σύστημα λειτουργεί κανονικά. Όταν παρατηρηθεί κάποια *ασυμφωνία* (*discrepancy*) τότε πρέπει να αναζητηθεί η αιτία της στη δεύτερη φάση.

Στη *δεύτερη φάση*, τα εξαρτήματα που θεωρούνται υπεύθυνα για όλες τις παρατηρούμενες ασυμφωνίες σημειώνονται ως *ύποπτα εξαρτήματα* (*suspects*). Το αρχικό σύνολο των ύποπτων εξαρτημάτων καθορίζεται από τη δομή του φυσικού συστήματος: όσα εξαρτήματα συνδέονται άμεσα ή έμμεσα με τους αισθητήρες που κατέγραψαν τις ασυμφωνίες θεωρούνται ύποπτα. Επίσης, μέσα στα ύποπτα εξαρτήματα προστίθενται και οι ίδιοι οι αισθητήρες που κατέγραψαν τις ασυμφωνίες, γιατί μπορεί να δυσλειτουργεί κάποιος από αυτούς. Στη συνέχεια και για χάρη συντομίας αυτοί οι αισθητήρες θα αναφέρονταν ως *ασύμφωνοι*.

Για τα εσωτερικά εξαρτήματα, τα οποία δε συνδέονται άμεσα με τους ασύμφωνους αισθητήρες, δεν υπάρχει τρόπος να γίνει γνωστή η κατάσταση λειτουργίας τους, παρά μόνο έμμεσα. Συγκεκριμένα, για κάθε εσωτερικό εξάρτημα A γίνεται η υπόθεση ότι όλα τα εξαρτήματα που συνδέουν έμμεσα το A με τον αισθητήρα B λειτουργούν σωστά. Αυτό ουσιαστικά υποθέτει πως υπάρχει μόνο μία βλάβη στο σύστημα. Επομένως, μέσω της λειτουργικής εξάρτησης των εξαρτημάτων υπολογίζεται μαθηματικά η κατάσταση του A από τη μέτρηση της τιμής του αισθητήρα B. Οι τιμές που υπολογίζονται για όλα αυτά τα εσωτερικά εξαρτήματα ονομάζονται *υποθετικές τιμές* και εξαρτώνται από τις παρατηρούμενες τιμές.

Η διαδικασία της διάγνωσης συνίσταται στη σταδιακή "*αθώωση*" (*exoneration*) των ύποπτων εξαρτημάτων έως ότου παραμείνει το ελάχιστο πλήθος εξαρτημάτων, τα οποία είτε μπορούν να αποδειχθούν ότι είναι πράγματι "*ένοχα*" ή δεν είναι δυνατόν να "*αθωωθούν*". Επιθυμητό είναι να μείνει στο τέλος μόνο ένα εξάρτημα στο οποίο και να εντοπίζεται η βλάβη. Για να "*αθωωθεί*" κάποιο ύποπτο εξάρτημα, αρκεί να ισχύει ένα από τα παρακάτω κριτήρια:

- Αν ένα εξάρτημα A σε μία αλυσίδα λειτουργεί **προβληματικά**, τότε όλα τα εξαρτήματα που το συνδέουν έμμεσα με κάποιον ασύμφωνο αισθητήρα B πρέπει και αυτά να εμφανίζονται προβληματικά, δηλαδή οι υποθετικές τιμές τους πρέπει να διαφέρουν από τις προβλεπόμενες. Αν δε συμβαίνει κάτι τέτοιο, τότε το εξάρτημα A είναι αναγκαστικά αθώο.
- Αν δεν μπορεί να υπολογιστεί η υποθετική τιμή ενός ύποπτου εξαρτήματος, τότε σημαίνει ότι αυτό *δεν είναι σε θέση να επηρεάσει* τους ασύμφωνους αισθητήρες. Επομένως το εξάρτημα θεωρείται αθώο.
- Αν η υποθετική τιμή ενός ύποπτου εξαρτήματος *συμπίπτει* με την προβλεπόμενη, τότε παρόλη την προβληματική λειτουργία του φυσικού συστήματος, το συγκεκριμένο εξάρτημα λειτουργεί κανονικά και πρέπει να αθωωθεί.
- Αν η υποθετική τιμή ενός ύποπτου εξαρτήματος δε συμπίπτει με την παρατηρούμενη τιμή, τότε αν υποτεθεί ότι το συγκεκριμένο εξάρτημα δυσλειτουργεί δεν "*εξηγούνται*" οι ενδείξεις των αισθητήρων. Συνεπώς το εξάρτημα αυτό δεν μπορεί να θεωρηθεί υπαίτιο της δυσλειτουργίας του

συστήματος και αθρώνεται. Το σύστημα ΚΑΤΕ χρησιμοποιεί βοηθητικά λεγόμενα *ψευδο-αντικείμενα* για να αναπαραστήσει τις παραμέτρους λειτουργίας του συστήματος, όπως τα *μη-τοπικά* φαινόμενα, τις *εξωτερικές* και *καθολικές* παραμέτρους του συστήματος, καθώς και τις *καθολικές αλληλεπιδράσεις* μεταξύ των εξαρτημάτων, τα οποία δεν αντιπροσωπεύουν υπαρκτά αντικείμενα του φυσικού συστήματος. Για παράδειγμα, σε ένα ηλεκτρικό κύκλωμα η τιμή της έντασης του ρεύματος δεν είναι τοπική αλλά καθολική παράμετρος, η οποία δεν μπορεί να υπολογιστεί από τις τοπικές παραμέτρους ενός μόνο εξαρτήματος. Άλλες καθολικές παράμετροι αυτού του τύπου θα μπορούσαν να είναι η ροή, η πίεση, η θερμοκρασία, κλπ. Τα *ψευδο-αντικείμενα* εντάσσονται στο μοντέλο του συστήματος μέσω των αλληλεπιδράσεων τους με τα πραγματικά εξαρτήματα. Με τη μέθοδο αυτή, το σύστημα ΚΑΤΕ κατορθώνει να αντιμετωπίσει πολύπλοκα προβλήματα, τα οποία δεν αντιμετωπίζονται μόνο με απλές τοπικές αλληλεπιδράσεις.

Το ΚΑΤΕ χρησιμοποιεί *πλαίσια* (*frames*) για την αναπαράσταση του μοντέλου. Κάθε εξάρτημα του φυσικού συστήματος αναπαρίσταται με ένα στιγμιότυπο της κλάσης που αντιστοιχεί στον τύπο του εξαρτήματος. Οι συνδέσεις των εξαρτημάτων αναπαρίσταται με *ιδιότητες* (*slots*) τα οποία αντιστοιχούν στα γειτονικά εξαρτήματα και παίζουν το ρόλο της εισόδου και εξόδου για. Το κάθε εξάρτημα. Η λειτουργία του εξαρτήματος εκφράζεται μέσω κάποιας μαθηματικής ή λογικής εξίσωσης, ως η τιμή κάποιας συγκεκριμένης ιδιότητας. Άλλες πληροφορίες που αποθηκεύονται στις ιδιότητες είναι η περιγραφή του εξαρτήματος, οι μονάδες του, το εύρος τιμών των παραμέτρων του, κλπ. Τέλος, το πλαίσιο κληρονομεί ιδιότητες από πιο γενικά πλαίσια, μέσω των συνηθισμένων σχέσεων *is-instance-of*, *a-kind-of*, κλπ.

4.2 Συλλογιστική Βασισμένη σε Περιπτώσεις

Τις περισσότερες φορές η επίλυση προβλημάτων γίνεται από τους ανθρώπους-ειδικούς με την εφαρμογή των εμπειριών τους πάνω σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα και όχι με την εφαρμογή πρωταρχικών επιστημονικών γνώσεων. Στα συμβατικά συστήματα γνώσης (έμπειρα συστήματα) η γνώση αποτυπώνεται με τη μορφή πολυπληθών εμπειρικών κανόνων, οι οποίοι παρέχουν λύσεις σε συγκεκριμένα προβλήματα. Η εμπειρία όμως συνήθως καταγράφεται στιγμιαία και στη συνέχεια αφομοιώνεται (*implicit/compiled knowledge*), αντί να

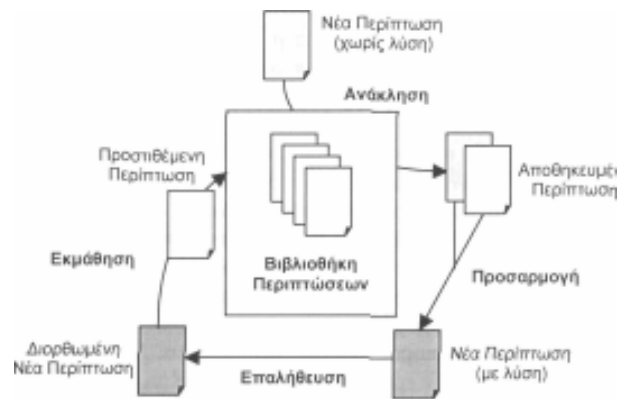
καταγράφεται λεπτομερώς και σαφώς (*explicit knowledge*) ώστε να μπορεί να ανακληθεί εύκολα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μπορεί κάποιος ειδικός, όταν ερωτηθεί, να είναι σε θέση να ανακαλέσει στη μνήμη του ελάχιστα μόνο περιπτώσεις από αυτές που αντιμετώπισε στο παρελθόν.

Η συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις (*case-based reasoning*) ή συλλογιστική των περιπτώσεων, βασίζεται στη χρήση της σαφώς καταγεγραμμένης εμπειρίας για την επίλυση νέων προβλημάτων. Στη συλλογιστική αυτή χρησιμοποιούνται συγκεκριμένες περιπτώσεις ή παραδείγματα προβλημάτων που αντιμετωπίστηκαν στο παρελθόν. Οι περιπτώσεις (*coxes*) μπορεί να είναι πολλές, συνεπώς η επιλογή της κατάλληλης περίπτωσης βασίζεται στην ομοιότητά της με την τωρινή.

Ένα σύστημα που χρησιμοποιεί συλλογιστική των περιπτώσεων αποτελείται από τα εξής βασικά τμήματα (Σχήμα 4.2):

- Μια βιβλιοθήκη από παλιές περιπτώσεις (*case library*).
- Μία μέθοδο για το ταίριασμα και την *ανάκληση* από τη βιβλιοθήκη (*case retrieval*) της περίπτωσης που είναι περισσότερο όμοια με την τωρινή, ταιριάζοντας τα κυριότερα χαρακτηριστικά του προβλήματος.
- Στην περίπτωση που η τωρινή περίπτωση δεν είναι ακριβώς ίδια με την παλαιά, χρειάζεται μία μέθοδος για την *προσαρμογή* της λύσης που δόθηκε στο παρελθόν (*case adaptation*) ώστε αυτή, με κάποιες τροποποιήσεις, να επαναχρησιμοποιηθεί.
- Μία μέθοδο για τη δοκιμή, *επαλήθευση* και επιδιόρθωση της προσαρμοσμένης λύσης (*case verification*). Η επαλήθευση μπορεί να γίνει είτε με προσομοίωση στον υπολογιστή, είτε με δοκιμή της λύσης στον πραγματικό κόσμο. Η επαλήθευση των λύσεων βρίσκεται σε ερευνητικό στάδιο και συνήθως, τα συστήματα που βασίζονταν στις περιπτώσεις δεν έχουν τέτοιο τμήμα.
- Αν η νέα περίπτωση μαζί με τη λύση που τελικά υιοθετήθηκε συνιστούν μία πολύ διαφορετική περίπτωση από αυτές που βρίσκονται στη βιβλιοθήκη, τότε η νέα περίπτωση προστίθεται στη βιβλιοθήκη προκειμένου να χρησιμοποιηθεί στο μέλλον. Χρειάζεται δηλαδή μία μέθοδος για την *εκμάθηση*

της λύσης (*case learning*). η οποία θα κρίνει αν η νέα περίπτωση και η προσαρμοσμένη λύση της πρέπει ή όχι να προστεθούν στη βιβλιοθήκη.



Σχήμα 4.2 Κύκλος λειτουργίας της συλλογιστικής των περιπτώσεων (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

Η σωστή δημιουργία και οργάνωση της βιβλιοθήκης των περιπτώσεων είναι πολύ κρίσιμη, γιατί η ανάκληση και εκτέλεση κάποιας περίπτωσης που δεν ταιριάζει σωστά με την τωρινή "κοστίζει" υπολογιστικά πολύ περισσότερο από την εκτέλεση, για παράδειγμα, κάποιου άσχετου με την περίπτωση κανόνα σε ένα σύστημα παραγωγής. Η αναζήτηση στη βιβλιοθήκη πρέπει να βασίζεται σε κάποια "έξυπνη" *δεικτοδότηση των περιπτώσεων (case indexing)*, έτσι ώστε να είναι αποδοτική. Η οργάνωση των υποθέσεων μπορεί να γίνει είτε με απλό τρόπο, όπως για παράδειγμα με παράθεση περιπτώσεων, ή ιεραρχικά, όπου οι περιπτώσεις οργανώνονται σε επίπεδα με βάση τις παραμέτρους εισόδου ή τους στόχους του προς επίλυση προβλήματος.

Η δεικτοδότηση των περιπτώσεων θα πρέπει να είναι συνεκτική, δηλαδή δεν πρέπει να αντιστοιχούν πολλές περιπτώσεις σε συγκεκριμένες τιμές των παραμέτρων του προβλήματος, γιατί αλλιώς θα ανακαλούνται πολλές άσχετες περιπτώσεις με αποτέλεσμα τη μείωση της απόδοσης του συστήματος. Ωστόσο, η πολύ αυστηρή συνεκτικότητα μπορεί να οδηγήσει σε αντίθετα αποτελέσματα, γιατί τις περισσότερες φορές δε θα μπορεί να "ταιριάξει" καμία από τις αποθηκευμένες περιπτώσεις. Μία επιτυχημένη μέθοδος δεικτοδότησης είναι η *δεικτοδότηση βασισμένη σε εξηγήσεις (explanation-based indexing)*, σύμφωνα με την οποία οι περιπτώσεις δεικτοδοτούνται βάσει κάποιων *παρατηρούμενων χαρακτηριστικών (observables)* του προβλήματος πριν και μετά από κάποια δράση. Επίσης χρησιμοποιείται μία επεξήγηση του λόγου για τον οποίο

δόθηκαν τα χαρακτηριστικά και μία περιγραφή του στόχου που προσπαθεί να επιτευχθεί από τη συγκεκριμένη δράση.

Η ανάπτυξη ενός συστήματος βασισμένου σε περιπτώσεις απαιτεί τη δημιουργία και "σωστή" δεικτοδότηση μιας βιβλιοθήκης περιπτώσεων από κάποιον άνθρωπο-ειδικό με εμπειρία στον τομέα των προβλημάτων που αντιμετωπίζει το σύστημα. Κατά τη χρήση ενός τέτοιου συστήματος, ο χρήστης εισάγει το εκάστοτε πρόβλημα που αντιμετωπίζει και ζητά από το σύστημα να του εμφανίσει μία ή περισσότερες περιπτώσεις από τη βιβλιοθήκη, που ταιριάζουν στην τωρινή. Η σύγκριση πολλές φορές βασίζεται στην ταύτιση ενός ή περισσότερων σημαντικών χαρακτηριστικών του προβλήματος. Στη συνέχεια ο χρήστης-ειδικός ή/και το ίδιο το σύστημα κρίνει αν η περίπτωση που επέστρεψε το σύστημα είναι σωστή και αν όχι ζητά κάποια επόμενη.

Μία μέθοδος που αυξάνει το ποσοστό επιτυχημένης ταύτισης των περιπτώσεων βασίζεται στην αξιολόγηση των χαρακτηριστικών του προβλήματος βάσει της *σπουδαιότητάς* τους (*importance*). Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, κατά την ανάκληση κάποιας υπόθεσης δίνεται μεγαλύτερο βάρος στην ταύτιση των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών, ενώ τα λιγότερο σημαντικά λαμβάνονται υπόψη μόνο εφόσον υπάρχει ταύτιση των περισσότερο σημαντικών χαρακτηριστικών. Επιπρόσθετα, η ταύτιση μπορεί να γίνεται όχι αυστηρά, αλλά μέσα σε κάποιο εύρος *ανεκτικότητας* (*tolerance*). Όταν ανακληθεί κάποια από τις αποθηκευμένες περιπτώσεις, στη συνέχεια η λύση που είχε υιοθετηθεί στο παρελθόν προσαρμόζεται βάσει των χαρακτηριστικών της νέας περίπτωσης. Τέλος, η προσαρμοσμένη λύση αποθηκεύεται στη βιβλιοθήκη του συστήματος για μελλοντική χρήση, είτε αυτοδύναμα ως νέα περίπτωση ή ως τμήμα της περίπτωσης που ανακλήθηκε. Με τον τρόπο αυτό η γνώση του συστήματος επεκτείνεται, συνεπώς η συλλογιστική των περιπτώσεων αποτελεί μία εναλλακτική τεχνική μηχανικής μάθησης με την ονομασία *μάθηση βασισμένη σε περιπτώσεις* (*case-based learning*) ή *μάθηση βασισμένη σε παραδείγματα* (*instance-based learning*).

Στην επόμενη ενότητα παρουσιάζεται το σύστημα PAS, μία μελέτη περίπτωσης συστήματος που χρησιμοποιεί συλλογιστική των περιπτώσεων για τον προσδιορισμό της αξίας ακίνητης περιουσίας.

Το σύστημα PAS

Η συλλογιστική των περιπτώσεων είναι κατάλληλη για την επίλυση προβλημάτων στα οποία υπάρχουν καταγεγραμμένες πάρα πολλές παλιές περιπτώσεις, καθώς και οι λύσεις που δόθηκαν σε κάθε μια από αυτές. Ένα κλασσικό τέτοιο παράδειγμα είναι η νομική, όπου πολλές φορές οι αποφάσεις ενός δικαστή βασίζονται στο *δικαστικό προηγούμενο*, δηλαδή σε κάποια σημαντική απόφαση δικαστηρίου στο παρελθόν. Οι ομοιότητες και διαφορές της τωρινής περίπτωσης με την παλιά εξετάζονται προσεκτικά από το δικαστή, πριν τη λήψη μιας απόφασης που βασίζεται στην παλιά περίπτωση. Ένα τέτοιο παράδειγμα αποτελεί το σύστημα HYPO (Ashley and Rissland, 1988), το οποίο βοηθά στην ανάλυση δικαστικών υποθέσεων που αφορούν την παραβίαση των βιομηχανικών απορρήτων, χρησιμοποιώντας αποφάσεις που πάρθηκαν σε παλιότερες υποθέσεις.

Ένα άλλο παράδειγμα χρήσης της συλλογιστικής των περιπτώσεων, που περιγράφεται στη συνέχεια, είναι η εκτίμηση της ακίνητης περιουσίας. Μία από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους προσδιορισμού της αξίας κάποιας ιδιοκτησίας είναι ο προσδιορισμός βάσει της αγοραστικής αξίας της περιοχής στην οποία βρίσκεται το ακίνητο. Η αγοραστική αξία προσδιορίζεται από τη σύγκριση του μεγέθους, της λειτουργίας για την οποία προορίζεται και των χαρακτηριστικών του ακινήτου με κάποιο ανάλογο ακίνητο που βρίσκεται στην ίδια περιοχή. Για το σκοπό αυτό υπάρχει συνήθως διαθέσιμη μία μεγάλη βιβλιοθήκη περιπτώσεων από το τοπικό παράρτημα του κτηματολογίου.

Ένα τέτοιο παράδειγμα συστήματος γνώσης είναι το *PAS (Properly Appraisal System*, Gonzalez and Laureano, 1992), το οποίο προσδιορίζει αυτόματα την αξία μιας ακίνητης ιδιοκτησίας χρησιμοποιώντας συλλογιστική των περιπτώσεων. Το σύστημα PAS χρησιμοποιεί κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά στοιχεία της περιουσίας (Πίνακας 4.1) για σύγκριση με τη βιβλιοθήκη περιπτώσεων. Το πρώτο βήμα στη διαδικασία είναι η ανάκληση της κατάλληλης περίπτωσης. Το σύστημα επικεντρώνεται στις πιο πρόσφατες αγοραπωλησίες της βιβλιοθήκης, ανακαλεί τις 10 πιο συναφείς περιπτώσεις, τις οποίες βαθμολογεί και ταξινομεί κατά φθίνουσα σειρά ομοιότητας. Για τη βαθμολόγηση των περιπτώσεων πρέπει να καθοριστούν τα ακόλουθα:

- Τα βάρη ή η σπουδαιότητα κάθε χαρακτηριστικού βάσει του οποίου γίνεται η σύγκριση. Για παράδειγμα, το εμβαδόν παίζει πιο σπουδαίο ρόλο από τον όροφο.
- Ο τρόπος με τον οποίο θα βαθμολογούνται οι διαφορές στη σύγκριση μεταξύ των χαρακτηριστικών. Για παράδειγμα, αν η ηλικία του σπιτιού της τρέχουσας περίπτωσης είναι 22 χρόνια σε σχέση με τα 20 χρόνια που είναι η ηλικία ενός σπιτιού που βρίσκεται στη βιβλιοθήκη περιπτώσεων, τότε η μικρή αυτή διαφορά δεν παίζει μεγάλο ρόλο.

Το επόμενο βήμα είναι η προσαρμογή της περίπτωσης που επιλέχθηκε στην τρέχουσα περίπτωση εφόσον δεν είναι δυνατόν να ταιριάζουν ακριβώς, ακόμα και αν ο βαθμός ομοιότητας τους είναι υψηλός. Η προσαρμογή γίνεται με τη χρήση κάποιων κανόνων (*critics*), οι οποίοι αυξάνουν ή μειώνουν την αξία πώλησης του σπιτιού που ανακλήθηκε από τη βιβλιοθήκη προσαρμόζοντας το στην περίπτωση του τρέχοντος σπιτιού. Η αύξηση ή μείωση εξαρτάται από τη διαφορά των τιμών κάποιων χαρακτηριστικών μεταξύ των δύο σπιτιών.

Για παράδειγμα, έστω ότι το σπίτι Α είναι η ακίνητη περιουσία που πρέπει να εκτιμηθεί και το σπίτι Β είναι μία αποθηκευμένη περίπτωση ενός σπιτιού που πωλήθηκε πρόσφατα και αξιολογήθηκε από το σύστημα μέσα στις 10 πιο "κοντινές" περιπτώσεις. Αν το σπίτι Α έχει πισίνα, ενώ το σπίτι Β όχι, τότε η τιμή του Α σε σχέση με την τιμή πώλησης του Β πρέπει να προσαρμοστεί. Ένας κανόνας που σχετίζεται με το χαρακτηριστικό της πισίνας μπορεί να προσθέτει στην τιμή του σπιτιού το κόστος κατασκευής της πισίνας (π.χ. €15,000). Συνεπώς αν το σπίτι Β πωλήθηκε για €120,000 το σπίτι Α λόγω της πισίνας πρέπει να πωληθεί €135,000.

Πίνακας 4.1 Παράδειγμα καθορισμού αξίας ακίνητης περιουσίας (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

Χαρακτηριστικό	Βάρος	Τρόπος βαθμολόγησης Διαφορών	Τρόπος προσαρμογής Περίπτωσης
Καθαρό εμβαδόν	0,9	Απόλυτη ποσοστιαία Διαφορά (ΑΠΔ)	Διαφορά x Κατασκευαστική τιμή m ²
Αριθμός δωματίων	0,8	ΑΠΔ	Διαφορά x €6000
Αριθμός τουαλετών	0,5	ΑΠΔ	Διαφορά x €3000
Αρχιτεκτονικός ρυθμός	1,0	Ίδιος=1, διαφορετικός=0	Ίδιος=0, διαφορετικός=±30%
Ηλικία οικήματος	0,7	ΑΠΔ	Διαφορά x 2%
Θέση (περιοχή-γειτονιά)	0,8	ΑΠΔ - απόσταση από το Κέντρο της πόλης	Διαφορά αντικειμενικής (ανά περιοχή) αξίας m ² x Εμβαδόν
Ημερομηνία αγοραπωλησίας	0,6	ΑΠΔ - χρονική διαφορά / τριετία	Διαφορά (σε χρόνια) x 3%
Τύπος ψύξης	0,2	Ίδιος=1, διαφορετικός=0,5, καθόλου=0	Ίδιος=0, διαφορετικός=±0,5%, καθόλου=±1%
Τύπος θέρμανσης	0,7	Ίδιος=1, διαφορετικός=0,5, καθόλου=0	Ίδιος=0, διαφορετικός=±2%, καθόλου=±4%
Τύπος parking	0,3	Ίδιος=1, διαφορετικός=0,5, καθόλου=0	Ίδιος=0, διαφορετικός=±5%, καθόλου=±10%
Μέγεθος οικοπέδου	0,2	ΑΠΔ	Διαφορά x €300
Υπαρξη πισίνας	0,1	Ίδιος=1, διαφορετικός=0	Ίδιος=0, διαφορετικός=±25%

Η διαδικασία προσαρμογής είναι αθροιστική και πραγματοποιείται για όλα τα χαρακτηριστικά που συγκρίνονται. Για παράδειγμα, αν το εμβαδόν είναι λίγο διαφορετικό, η προσαρμογή θα μπορούσε να είναι μία μικρή διαφοροποίηση της τιμής, π.χ. €900 για κάθε τετραγωνικό που διαφέρουν τα δύο σπίτια. Αν για παράδειγμα το σπίτι Α είναι 110m² ενώ το Β είναι 105 m², τότε η τιμή του

οπιτιού Α αυξάνεται κατά $900 \times 5 = €4,500$ και γίνεται $130,000 + 4,500 = €134,500$.

Ένα μειονέκτημα της παραπάνω μεθόδου είναι ότι οι πολλές προσαρμογές μπορούν να καταλήξουν σε ανακριβείς τιμές. Αυτό συμβαίνει γιατί οι κανόνες προσαρμογής θεωρούν ότι κάθε χαρακτηριστικό είναι ανεξάρτητο από τα υπόλοιπα, ενώ στην πραγματικότητα υπάρχουν αλληλεπιδράσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών. Το σύστημα επιβάλλει βαθμούς "ποινής" σε κάθε μία από τις 10 περιπτώσεις που συγκρίνονται με την τρέχουσα, ανάλογα με τον αριθμό των προσαρμογών που έγινε σε κάθε περίπτωση. Όποια περίπτωση έχει λιγότερους βαθμούς ποινής θεωρείται ότι βρίσκεται πιο κοντά στην τωρινή περίπτωση. Η τελική αξία του ακινήτου προκύπτει από το μέσο όρο των 3 καλύτερων περιπτώσεων (με τους λιγότερους βαθμούς ποινής), γιατί αυτή είναι η πρακτική που ακολουθείται από τους εκτιμητές περιουσίας.

Τέλος, ένα σύστημα γνώσης βασισμένο σε περιπτώσεις που γνώρισε αρκετή επιτυχία λόγω της εμπορικής του εφαρμογής είναι το QUICKSOURCE της εταιρίας Compaq. Το σύστημα αυτό διανέμονταν μαζί με τους εκτυπωτές δικτύου της εταιρίας για διάγνωση και επιδιόρθωση προβλημάτων από τους ίδιους τους χρήστες.

Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Τα πλεονεκτήματα της συλλογιστικής των περιπτώσεων σε σχέση με τις κλασσικές συλλογιστικές των συστημάτων κανόνων μπορούν να συνοψιστούν στα ακόλουθα:

Η συλλογιστική των περιπτώσεων βρίσκεται πιο κοντά στον τρόπο με τον οποίο σκέφτονται οι άνθρωποι. Τα συστήματα κανόνων βασίζονται στην εμπειρία που εκμαιοτήκε από κάποιον ειδικό, αλλά η γνώση του ειδικού αναπαρίσταται στον υπολογιστή πολύ διαφορετικά. Με άλλα λόγια στα έμπειρα συστήματα η γνώση του ειδικού έχει υποστεί μετατροπές, είτε από τον ειδικό τον ίδιο που αναγκάζεται να ομαδοποιήσει τις εμπειρίες του ή από το μηχανικό της γνώσης που πρέπει αφαιρετικά να βρει κοινά στοιχεία στις εμπειρίες του ειδικού και να τις μετατρέψει σε κανόνες. Στη συλλογιστική των περιπτώσεων η εμπειρία του ειδικού αναπαρίσταται ευθέως με τη μορφή περιπτώσεων που αντιμετώπισε στο παρελθόν και ανακαλεί από τη μνήμη του. Τα προβλήματα που αντιμετωπίστηκαν στο παρελθόν συγκρίνονται με τις τωρινές καταστάσεις και οι λύσεις που υιοθετήθηκαν

ξαναχρησιμοποιούνται, με μικρές μετατροπές.

Η συλλογιστική των περιπτώσεων οδηγεί στη *συλλογιστική με αναλογίες*, η οποία χρησιμοποιείται (ίσως υποσυνείδητα) από τους περισσότερους ανθρώπους τόσο για επίλυση προβλημάτων όσο και για εκμάθηση νέας γνώσης.

Η διαδικασία απόκτησης της γνώσης απλουστεύεται γιατί τις περισσότερες φορές η γνώση των παλιών περιπτώσεων υπάρχει ήδη σε παλαιότερα έγγραφα μιας εταιρίας ή ακόμα καλύτερα σε βάσεις δεδομένων. Εάν δεν υπάρχει βιβλιοθήκη παλιών περιπτώσεων, τότε κάποιος ειδικός καλείται να τη δημιουργήσει από τις εμπειρίες του. Η περίπτωση αυτή βέβαια απαιτεί πολύ μεγαλύτερο κόπο εκ μέρους του ειδικού από μια απλή συμμετοχή του στη διαδικασία εκμείευσης γνώσης των εμπειρών συστημάτων.

Η βιβλιοθήκη των περιπτώσεων μπορεί να αποτελείται από τη συλλογική εμπειρία ενός οργανισμού ή μιας εταιρίας και όχι ενός μόνο ειδικού. Στα πλαίσια μιας τέτοιας προοπτικής έχει ανθίσει τα τελευταία χρόνια η έρευνα στον τομέα της *διαχείρισης της γνώσης (knowledge management)* που είναι μια διαδικασία μετατροπής της γνώσης από τις πηγές στις οποίες είναι διαθέσιμη μέσα σε κάποιον οργανισμό σε κάποια ηλεκτρονική μορφή αναπαράστασης γνώσης, όπως ηλεκτρονικά έγγραφα ή ακόμα και κανόνες, και στη συνέχεια σύνδεσης αυτής της γνώσης με τα στελέχη του οργανισμού. Η διαχείριση της γνώσης περιλαμβάνει εργαλεία και μεθόδους για τη δημιουργία, ανάκληση και επαναχρησιμοποίηση της γνώσης.

Το κυριότερο μειονέκτημα της συλλογιστικής των περιπτώσεων είναι το υπολογιστικό κόστος της αναζήτησης στη βιβλιοθήκη των περιπτώσεων. Για το λόγο αυτό είναι σημαντικό το ζήτημα της "έξυπνης" δεικτοδότησης, ώστε να επιταχύνεται η αναζήτηση. Άλλα σημαντικά ζητήματα που επηρεάζουν την απόδοση και την ποιότητα των λύσεων που παρέχει ένα τέτοιο σύστημα είναι η δομή της βιβλιοθήκης καθώς και η ποιότητα και ποσότητα των περιπτώσεων που βρίσκονται στη βιβλιοθήκη. Τα παραπάνω ζητήματα δεν αποτελούν πρόβλημα μόνο για τα συστήματα που στηρίζονται στη συλλογιστική των υποθέσεων αλλά για κάθε πληροφοριακό σύστημα, οπότε μπορούν να ξεπεραστούν αν αντιμετωπιστούν με ιδιαίτερη προσοχή. Τέλος, πολλές φορές εμφανίζονται δυσκολίες στην προσαρμογή της λύσης στην

τρέχουσα κατάσταση, ιδιαίτερα αν δεν υπάρχουν αριθμητικές μέθοδοι αλλά απαιτούνται ευρετικές-εμπειρικές σχέσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Έμπειρα Συστήματα

5.1 Εισαγωγή στα Έμπειρα Συστήματα

Η ερευνητική προσπάθεια για τα Έμπειρα Συστήματα (Ε.Σ.) αποτελεί ιστορικά ένα από τα πεδία της έρευνας για την Τεχνητή Νοημοσύνη. Παρ' όλο που η έρευνα στα Έμπειρα Συστήματα είχε αρχίσει από το τέλος της δεκαετίας του '60, ήρθε στο προσκήνιο μόλις στα μέσα της δεκαετίας του '70, όταν η Τεχνητή Νοημοσύνη άρχισε να αντιμετωπίζει το πρόβλημα της γνώσης, που χρησιμοποιείται για την κοινή λογική (common sense knowledge). Ένας αριθμός από ερευνητές στο Πανεπιστήμιο Stanford προσπαθούσαν να αναπτύξουν «έξυπνα» (intelligent) προγράμματα, που να μπορούν να αποδώσουν τόσο καλά, όσο και οι άνθρωποι εμπειρογνώμονες (ειδικοί) σε ορισμένους τομείς. Ως αποτέλεσμα αυτής της προσπάθειας προήλθαν τα έμπειρα συστήματα. Η ανακάλυψη που έκανε τα έμπειρα συστήματα δημοφιλή, στα μέσα της δεκαετίας του '70, ήταν, ότι η γνώση που χρησιμοποιούσαν οι εμπειρογνώμονες όταν εκτελούσαν εργασίες που απαιτούν πείρα, ήταν υψηλότερου επιπέδου από τη «γνώση της κοινής λογικής» που απαιτούσαν τα συμβατικά συστήματα ΤΝ. Έτσι αποφεύγουμε παντελώς τα προβλήματα της «γνώσης της κοινής λογικής», με το να εστιάζουμε σε υψηλότερου επιπέδου γνώση.

Η ανάγκη για συμβουλή από κάποιον εμπειρογνώμονα ενισχύεται με ταχύ ρυθμό, εφ' όσον η (μετα)βιομηχανική κοινωνία μας απαιτεί όλο και περισσότερη εξειδίκευση. Η ανάγκη αυτή είναι ορατή σε όλες τις εκδηλώσεις της ζωής: ένας καταναλωτής που θέλει να αγοράσει ένα καινούργιο πλυντήριο, για παράδειγμα, πρέπει να βασιστεί σε μια μεγάλη ποικιλία από τεχνικούς και αισθητικούς παράγοντες, πριν ακόμα επιλέξει. Στις περισσότερες περιπτώσεις, για να πάρει την απόφασή του, θα ρωτήσει τον πωλητή για να του δώσει τη γνώμη του ειδικού. Παρ' ότι, είναι φανερό η ύπαρξη μεροληψίας υπέρ των ακριβών τύπων συσκευών, από την πλευρά των πωλητών, σίγουρα ένα σημαντικό τμήμα της «γνώσης του εμπειρογνώμονα (πωλητή)» θα μεταδοθεί στον πελάτη-αγοραστή (τον μη ειδικό).

Στον βιομηχανικό τομέα, πολλές από τις μηχανές στα σύγχρονα εργοστάσια,

λόγω της πολυπλοκότητάς τους, απαιτούν τη «συμβουλή του ειδικού» για να επισκευαστούν. Τέλος, οι μάνατζερ βασίζονται στη «συμβουλή των ειδικών», οι οποίοι θα τους βοηθήσουν στο να σχεδιάσουν και να εφαρμόσουν τη μελλοντική στρατηγική τους σε διάφορα θέματα όπως παραγωγή, χρηματοοικονομικά, επενδύσεις, εξαγωγές κ.λ.π.

Προς το παρόν το μεγαλύτερο τμήμα από τη «συμβουλή του ειδικού» παρέχεται από τους ανθρώπους. Το να «αποθηκεύεις» την πείρα στους ανθρώπους και το να χρησιμοποιείς τους ανθρώπους για ορισμένες φυσικές εργασίες, έχει πλεονεκτήματα αλλά και μειονεκτήματα. Στα θετικά στοιχεία μπορούμε να καταγράψουμε το γεγονός ότι οι άνθρωποι αναλαμβάνουν πρωτοβουλία και είναι νοήμονα όντα, μπορούν αυτόματα να προσαρμόζονται στο νέο περιβάλλον και να λαμβάνουν γρήγορα αποφάσεις ακόμα και όταν βασίζονται σε ημιτελή δεδομένα. Οι άνθρωποι, από την άλλη πλευρά, αρρωσταίνουν, μετακινούνται σε άλλες δουλειές, κουράζονται, λαμβάνουν αποφάσεις αλόγιστα, είναι απασχολημένοι πολλές φορές με πολλές υποθέσεις, πεθαίνουν, δαπανούν πολύ χρόνο για να μάθουν ορισμένα πράγματα και μπορούν να εκτελούν μόνο μια πολύπλοκη εργασία τη φορά.

Η παραδοσιακή λύση στο πρόβλημα αυτό είναι η κωδικοποίηση αυτών των γνώσεων και εμπειριών (των ειδικών) σε εγχειρίδια και βιβλία-οδηγούς. Κάποιος, για παράδειγμα, μπορεί να έχει ένα εγχειρίδιο για να εκτελέσει την εργασία Α, ένα άλλο για την εργασία Β, κ.τ.λ. Αν κατόπιν προέκυπτε ένα μη σύνηθες πρόβλημα Γ, θα ήταν πιθανό να έβρισκε τη λύση σε κάποιο βιβλίο-οδηγό ή να ρωτούσε απευθείας τον ειδικό. Η χρήση των εγχειριδίων και των βιβλίων-οδηγών είναι επίπονη και ακριβή και τα βιβλία καταλαμβάνουν πολύτιμο χώρο. Κατά συνέπεια, για τους παραπάνω λόγους, πολλές εταιρίες έχουν προσπαθήσει να χρησιμοποιήσουν την τεχνική των Ε.Σ., για να αποθηκεύσουν τη γνώση του ειδικού (ή μιας ομάδας ειδικών) σχετικά με κάποιο πρόβλημα σε κωδικοποιημένη (κατανοητή από Η/Υ) μορφή και αργότερα να χρησιμοποιήσουν αυτή την αποθηκευμένη γνώση, όταν προκύψει αυτό το πρόβλημα.

Υπάρχουν δύο κύριοι λόγοι για να κάνουμε αυτό που περιγράψαμε παραπάνω: Πρώτον, πρέπει να αποθηκευτεί η γνώση ενός ειδικού, που πρόκειται να πάρει σύνταξη, έτσι, ώστε να μη χαθεί η εμπειρία του από την εταιρία για πάντα. Αυτό ισχύει και στην περίπτωση που υπάρχει σοβαρή, πιθανότητα να αλλάξουν δουλειές οι ειδικοί και ιδιαίτερα όταν η εκπαίδευση για τον αντικαταστάτη είναι μακροχρόνια. Ένας δεύτερος λόγος, για τον οποίο συνιστάται η εφαρμογή των Ε.Σ., είναι το να «ανοίξουμε το δρόμο» στους ειδικούς - αν ένα Ε.Σ. μπορεί να κατασκευαστεί για να λύνει τα εύκολα

προβλήματα, τότε θα δίνεται η δυνατότητα και η ευκαιρία στον ειδικό να ασχοληθεί με τα πιο απαιτητικά και δύσκολα προβλήματα.

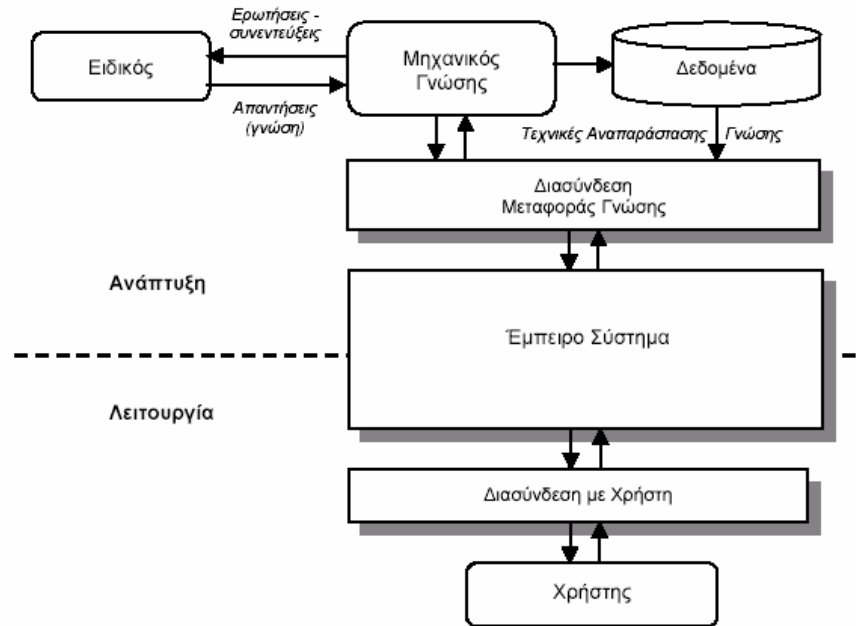
5.2 Ορισμοί των Έμπειρων Συστημάτων

Όπως υπάρχει μια διάσταση απόψεων σχετικά με τον ορισμό της ΤΝ, έτσι αντιμετωπίζουμε παρόμοια προβλήματα στον ορισμό των Ε.Σ. Ακολουθεί η παράθεση μερικών ορισμών:

Τα Ε.Σ. είναι προγράμματα που εκτελούν εργασίες, που συνήθως εκτελούνται από ειδικούς. Ενσωματώνουν τη γνώση των ειδικών και την ικανότητά τους να χρησιμοποιήσουν αυτήν τη γνώση για να λύσουν προβλήματα. Αυτά τα προγράμματα περιορίζονται από τον τύπο των εργασιών που μπορούν να εκτελέσουν, αλλά δείχνουν την εμπειρία τους στην προσέγγιση των κατάλληλων προβλημάτων. Η γνώση που χρειάζονται κωδικοποιείται σε τέτοια προγράμματα και συνεπώς είναι πανίσχυρα εργαλεία [Hart, 1986]. Ένα Ε.Σ. είναι εκείνο το οποίο:

- χειρίζεται πραγματικά προβλήματα που απαιτούν την ενασχόληση ενός ειδικού.
- λύνει αυτά τα προβλήματα χρησιμοποιώντας ένα υπολογιστικό υπόδειγμα, που βασίζεται στη λογική σκέψη του ειδικού και που μπορεί να βγάλει τα ίδια συμπεράσματα με αυτά, που ένας ειδικός θα έβγαζε αν αντιμετώπιζε το ίδιο πρόβλημα. ... "Ένα Ε.Σ. θα πρέπει να «συλλάβει» αρκετά στοιχεία από τη γνώση του ειδικού, έτσι, ώστε να λύσει τα προβλήματα με «έμπειρο» τρόπο (όπως ο εμπειρογνώμονας) [Weiss & Kulikowski, 1984].

Ένα Ε.Σ. είναι ένα σύστημα που βασίζεται στη γνώση, ένα σύστημα το οποίο μιμείται τη σκέψη του ειδικού, για να λύσει σημαντικά προβλήματα σε ένα συγκεκριμένο τομέα [Sell, 1985].



Σχήμα 5.1 Ανάπτυξη και λειτουργία ενός έμπειρου συστήματος (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

Ένα Ε.Σ. είναι ένα «έξυπνο» πρόγραμμα που χρησιμοποιεί γνώση και διαδικασίες εξαγωγής συμπερασμάτων (inference procedures), για να λύσει προβλήματα, τα οποία είναι πολύ δύσκολα και απαιτούν για τη λύση τους ανθρώπινη πείρα. Η γνώση που είναι αναγκαία σ' αυτό το επίπεδο, μαζί με τις διαδικασίες εξαγωγής συμπερασμάτων, είναι τα δύο στοιχεία που μπορεί να θεωρηθεί ότι συνθέτουν το υπόδειγμα εμπειρίας των καλύτερων ειδικών πάνω σε ένα χώρο [Feigenbaum, 1993].

Ένα Ε.Σ. θεωρείται σαν μια αναπαράσταση της γνώσης ενός ειδικού μέσα στον υπολογιστή σε τέτοια μορφή, που το σύστημα να μπορεί να δώσει μία «έξυπνη» συμβουλή ή να πάρει μία «έξυπνη» απόφαση για μια διαδικασία (ένα πρόβλημα). Ένα επιθυμητό επιπλέον χαρακτηριστικό, που πολλοί μπορεί να το θεωρούσαν βασικό, είναι η δυνατότητα του συστήματος να δικαιολογήσει, το δικό του τρόπο λογικής σκέψης, με ένα τρόπο άμεσα κατανοητό σε αυτόν που κάνει ερωτήσεις. Η τεχνική που υιοθετείται, για να αποκτηθούν αυτά τα χαρακτηριστικά, είναι ο προγραμματισμός που βασίζεται σε κανόνες (rule-based programming) [British Computer Society].

Οι περισσότεροι ορισμοί των Ε.Σ. μπορούν να χωριστούν σε αυτούς που εξετάζουν «τι» κάνει ένα Ε.Σ. και σε αυτούς που καθορίζουν το «πώς» το κάνει.

Είναι αναγκαίο να είμαστε πολύ προσεκτικοί με τους ορισμούς που

αναφέρουν το «τι» κάνει ένα Ε.Σ., ειδικά εκείνους που λένε ότι «ένα Ε.Σ. είναι ένα πρόγραμμα που εκτελεί την εργασία ενός ανθρώπου». Πιο συγκεκριμένα, οι υπάλληλοι για τη μισθοδοσία για παράδειγμα, είναι «ειδικοί» στο να πληρώνουν τους υπόλοιπους υπαλλήλους σύμφωνα με τους ποικίλους φόρους και τους κανονισμούς επιδομάτων, αλλά κανείς δεν μπορεί να αποκαλέσει ένα πακέτο μισθοδοσίας έμπειρο σύστημα. Μια προσπάθεια, για να λυθεί το πρόβλημα αυτό, είναι να πούμε ότι, τα Ε.Σ. χρησιμοποιούνται σε χώρους όπου η γνώση των ειδικών δεν έχει ήδη παρουσιαστεί αναλυτικά. Βέβαια, το μεγαλύτερο μέρος της δουλειάς που γίνεται από τους αναλυτές Ε.Σ. είναι να εκμαιεύσουν και, στη συνέχεια, να δώσουν μορφή σε αυτές τις καταγεγραμμένες γνώσεις και εμπειρίες.

Ο ορισμός που γίνεται αποδεκτός και χρησιμοποιείται εδώ συνδυάζει το «τι» κάνει ένα Ε.Σ. με το «πώς» το κάνει, καθώς επίσης δείχνει και τις διαφορές μεταξύ αυτού και ενός κλασσικού υπολογιστικού προγράμματος. Ειδικότερα:

«Ένα Ε.Σ. είναι ένα πρόγραμμα, που βοηθά το χρήστη με το να του παρέχει πληροφορίες σχετικά με ένα συγκεκριμένο γνωστικό χώρο. Αυτό το πραγματοποιεί με το να χειρίζεται πληροφορίες σχετικά με ένα χώρο, οι οποίες παρέχονται από μία σειρά από «ειδικούς» σε αυτόν το χώρο. Ένα ακόμα σημαντικό χαρακτηριστικό ενός έμπειρου συστήματος είναι, το ότι έχει την δυνατότητα να εξηγεί-δικαιολογεί τις μεθόδους που χρησιμοποίησε, για να δώσει στο χρήστη την πληροφορία» (Δουκίδης, Ι. Γ., Αγγελίδης, Κ. Μ., 1998).

5.3 Τοπικά Χαρακτηριστικά

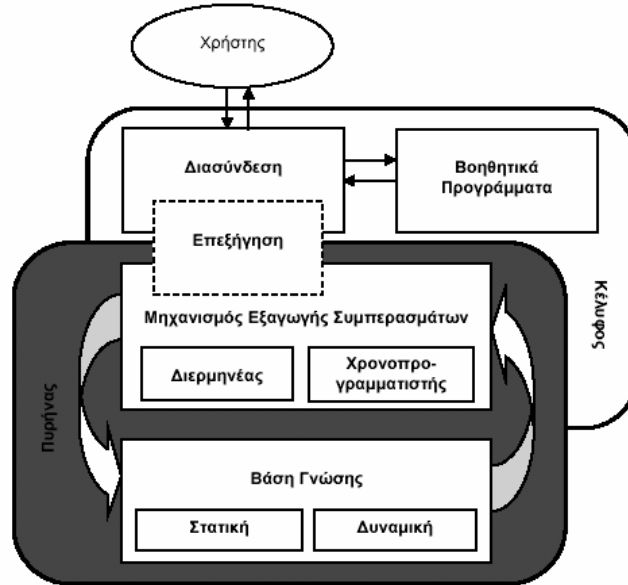
Ο παραπάνω ορισμός παρουσιάζει ορισμένα από τα σημαντικά χαρακτηριστικά των Ε.Σ. Πρώτον, ένα έμπειρο σύστημα είναι ένα πρόγραμμα και, όπως κάθε πρόγραμμα, χρειάζεται διόρθωση λαθών, έλεγχο, υποστήριξη και συντήρηση. Το πρόγραμμα βοηθά τον χρήστη με το να του παρέχει πληροφορίες σχετικά με ένα συγκεκριμένο «πρόβλημα». Συνεπώς, αν ένα Ε.Σ. είναι ένα πρόγραμμα διάγνωσης, θα του παράσχει διαγνωστικές πληροφορίες, αν είναι σύστημα επιλογής, θα τον βοηθήσει να επιλέξει κατάλληλα υλικά κ.λ.π. Προκειμένου να εκτελέσει αυτή την εργασία, το σύστημα χρειάζεται «γνώση» σχετικά με το χώρο, η οποία συνήθως αποκτάται από ειδικούς του χώρου. Αν το σύστημα χρησιμοποιήσει γνώση από έναν ειδικό του χώρου, τότε θεωρείται έμπειρο σύστημα. Παρ' όλα αυτά, αν η γνώση είναι υψηλότερου επιπέδου από το κανονικό, τότε το σύστημα είναι γνωστό σαν σύστημα που βασίζεται στη γνώση (knowledge-based system). Για την παρούσα διατριβή δεν υπάρχει διαφορά μεταξύ των δύο όρων. Όταν

η γνώση έχει αποκτηθεί από τον ειδικό, αποθηκεύεται στην περιοχή του συστήματος που είναι γνωστή σαν βάση γνώσης. Ένα άλλο σημαντικό χαρακτηριστικό ενός έμπειρου συστήματος, είναι η ικανότητα του να παρέχει εξήγηση στο χρήστη για τη λήψη μιας απόφασης. Ο Πίνακας 5.1 συνοψίζει τα τυπικά χαρακτηριστικά των έμπειρων συστημάτων έναντι των συμβατικών προγραμμάτων:

Πίνακας 5.1 Χαρακτηριστικά Έμπειρων Συστημάτων (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

ΕΜΠΕΙΡΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	ΣΥΜΒΑΤΙΚΑ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΑ
Προσομοιώνουν τον τρόπο επίλυσης ενός προβλήματος	Προσομοιώνουν το ίδιο το πρόβλημα
Παράσταση και χειρισμός γνώσης σε επίπεδο συμβόλων	Παράσταση και χειρισμός δεδομένων σε επίπεδο αριθμητικών υπολογισμών
Χρήση ευρετικών μεθόδων για περιορισμό του χώρου αναζήτησης	Χρήση αλγορίθμων
Χρήση γλωσσών που πλησιάζουν την ανθρώπινη	Χρήση γλωσσών που βρίσκονται πλησιέστερα στον τρόπο λειτουργίας του Η/Υ
Βάση γνώσης (δεδομένα και εξαγωγή συμπερασμάτων)	Βάση δεδομένων - η γνώση ενσωματώνεται στο πρόγραμμα
Ευχέρεια στην επέκταση και αναθεώρηση της γνώσης	Η αναθεώρηση της γνώσης επιβάλλει ευρείας κλίμακας μεταβολές στο πρόγραμμα
Χειρισμός ασαφούς, αβέβαιης και μη-πλήρους γνώσης	Δυσχέρεια στο χειρισμό ασαφούς, αβέβαιης και μη-πλήρους γνώσης
Δυνατότητα μη μονότονης συλλογιστικής	Δυσχέρεια στη χρήση μη μονότονης λογικής
Επεξήγηση του δρόμου συλλογισμού	Ανυπαρξία επεξήγησης

Στο Σχήμα 5.2 απεικονίζεται ένα βασικό διάγραμμα αρχιτεκτονικής ενός Ε.Σ. Το διάγραμμα δείχνει τα κύρια χαρακτηριστικά ενός απλού Ε.Σ. Από τη στιγμή που το σύστημα παρέχει πληροφορίες σχετικά με ένα χώρο προβλήματος, η επικοινωνία με τον χρήστη (user interface) είναι ένα πολύ βασικό τμήμα του συστήματος. Όμοια, εκδηλώνεται ιδιαίτερη φροντίδα στο να υπάρχει επικοινωνία μεταξύ της βάσης γνώσης και άλλου είδους προγραμμάτων -όπως βάσεις δεδομένων, στατιστικά πακέτα και πακέτα γραφικών- και επίσης να υπάρχει επικοινωνία μεταξύ της βάσης γνώσης και του χώρου του προβλήματος, με τη χρήση αισθητηρίων οργάνων (sensors) κ.τ.λ.



Σχήμα 5.2 Δομή έμπειρου συστήματος (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

Το πιο σημαντικό τμήμα του έμπειρου συστήματος είναι η μηχανή εξαγωγής συμπερασμάτων (inference engine). Αυτό είναι το τμήμα του συστήματος που χειρίζεται τη γνώση του ειδικού, γνώση που αποθηκεύεται στη βάση γνώσης. Το σύστημα μπορεί να παρέχει πληροφορίες στο χρήστη για το χώρο του προβλήματος, με το να χειρίζεται αυτήν τη γνώση. Η μηχανή εξαγωγής συμπερασμάτων χρησιμοποιεί την επικοινωνία με τον χρήστη για να αποκτήσει από αυτόν πληροφορίες σχετικά με το χώρο του προβλήματος, οι οποίες συνδυάζονται με τη γνώση στη βάση γνώσης, για να βγάλει συμπεράσματα. Όλα τα συμπεράσματα, καθώς και άλλες πληροφορίες αποθηκεύονται στη μνήμη εργασίας (working memory) του συστήματος.

5.4 Μερικά Παραδείγματα

Η πρώτη γνωστή εφαρμογή Ε.Σ. ήταν το σύστημα Dendral. Αναπτύχθηκε από την ομάδα του Stanford University υπό τον Καθηγητή Edgar Feigenbaum (1969), σαν μέρος του μεγάλου Heuristic Programming Project (HPP). Το πρόβλημα που αντιμετώπισε το σύστημα Dendral, ήταν η ανάλυση φασματογράφου μάζας (mass spectograph analysis). Όταν μια άγνωστη χημική ένωση υποβάλλεται σε ανάλυση φασματογράφου, παράγεται μια εικόνα (display) με πολλές κορυφές (peaks) και πολλά κοιλά (troughs) που απεικονίζουν τα αποτελέσματα της ανάλυσης σε ποικίλα στοιχεία της ένωσης. Παρ' όλα αυτά, υπάρχουν πολλοί πιθανοί συνδυασμοί των βασικών στοιχείων και γι' αυτό είναι πολύ δύσκολο να αναγνωρισθούν τα στοιχεία των ενώσεων μόνο από την ανάλυση. Οι ευρετικοί κανόνες που χρησιμοποιεί

έναν ειδικό, χρησιμοποιούνται για να βοηθήσουν να περιοριστεί το φάσμα της έρευνας και να υποδείξουν συνδυασμούς στοιχείων, που μπορούν να δώσουν μια περιγραφή της ένωσης που εξετάζεται. Συνεπώς, η πείρα του ανθρώπου αναλυτή φασματογράφου κωδικοποιείται στη βάση γνώσης του Dendral, για να λειτουργήσει στο επίπεδο του ανθρώπου ειδικού. Θα πρέπει να τονιστεί ότι το σύστημα δεν είναι διαθέσιμο στο εμπόριο, παρόλο που ένα καθαρά αλγοριθμικό παρακλάδι του, που ονομάζεται COGNEN, είναι τώρα διαθέσιμο.

5.4.1 MYCIN

Το Mycin είναι ίσως το πιο γνωστό Ε.Σ. Αναπτύχθηκε για να βοηθήσει στη διάγνωση και θεραπεία της μηνιγγίτιδας και της βακτηριαιμίας. Αυτές είναι επικίνδυνες μολυσματικές ασθένειες, που απαιτούν την παρέμβαση ενός ικανού γιατρού, προκειμένου να αποφευχθεί μια χρόνια ζημιά στον οργανισμό του ασθενή. Δυστυχώς, όμως, ένας γιατρός δεν είναι πάντα διαθέσιμος έγκαιρα. Το Mycin σχεδιάστηκε για να γίνει ο αντικαταστάτης του, όταν δεν είναι διαθέσιμος ένας ικανός γιατρός.

Το Mycin κάνει ερωτήσεις, για να συλλέξει όλες τις πιθανές πληροφορίες για έναν γιατρό, αρχίζοντας από τη βασική ερώτηση σχετικά με τον ασθενή -το όνομα, το φύλο, την ηλικία κ.τ.λ. -και στη συνέχεια ρωτά για τα σημαντικά συμπτώματα που παρουσίασε ο ασθενής. Το σύστημα, χρησιμοποιώντας αυτές τις βασικές πληροφορίες, έχει τη δυνατότητα να εστιάσει σε μια από τις συγκεκριμένες αρρώστιες που ο ασθενής μπορεί να έχει. Ο γιατρός, όταν εισάγει πληροφορίες, μπορεί να εισάγει και παράγοντες βεβαιότητας που συσχετίζονται με την απάντηση. Για παράδειγμα, ο ασθενής μπορεί να έχει πυρετό και να νιώθει ενοχλήσεις με βεβαιότητα 0.7. Σε ορισμένες περιπτώσεις το σύστημα μπορεί να ζητήσει τα αποτελέσματα της εξέτασης (test), τα οποία μπορεί να μην είναι ακόμα διαθέσιμα. Σε αυτές τις περιπτώσεις ο γιατρός θα απαντήσει «ΑΓΝΩΣΤΟ» και το σύστημα θα προσπαθήσει να συνεχίσει τη διάγνωση. Από τη στιγμή που οι απαντήσεις δίνονται με παράγοντες βεβαιότητας, το σύστημα δεν είναι υποχρεωμένο να δώσει μια μοναδική απάντηση - μπορεί να προτείνει μια σειρά πιθανών ασθενειών με φθίνουσα σειρά πιθανότητας.

Σε οποιαδήποτε στιγμή, κατά τη διάρκεια της αλληλεπίδρασης (διαλόγου), ο χρήστης μπορεί να ρωτήσει το «ΠΩΣ» έφτασε σε αυτό το συμπέρασμα ή «ΓΙΑΤΙ» κάνει τη συγκεκριμένη ερώτηση και φυσικά το σύστημα θα δώσει κάποιες περιορισμένες απαντήσεις-εξηγήσεις. Όταν έχει γίνει η διάγνωση της ασθένειας, το Mycin μπορεί επίσης να προτείνει φάρμακα, λαμβάνοντας

πάντα υπόψη τα φάρμακα που ήδη παίρνει ο ασθενής και τις πιθανές αλληλεπιδράσεις μεταξύ αυτών και των φαρμάκων που προτάθηκαν.

Πολλά σημεία από την περιγραφή του Mycin υπονοούν, ότι χρησιμοποιείται ακόμα, παρ' όλο που κατασκευάστηκε βασικά από γιατρούς, που μάθαιναν πώς να προγραμματίζουν, και φυσικά, ήταν αδύνατο να συντηρήσουν το σύστημα που ανέπτυξαν και γι' αυτό, άλλωστε, το εγκατέλειψαν.

5.4.2 PROSPECTOR

Τα Ε.Σ. συχνά αποκαλούνται σαν οι πρώτες εμπορικές επιτυχίες της έρευνας στην Τ.Ν. και το σύστημα Prospector (Duda, 1979) ήταν το πρώτο πρόγραμμα για το οποίο έχει υποστηριχθεί εμπορική επιτυχία. Το Prospector δίνει συμβουλές στους γεωλόγους για κοιτάσματα. Χρησιμοποιεί δεδομένα σχετικά με τις γεωλογικές παρατηρήσεις προκειμένου να κάνει προβλέψεις για τα πραγματικά κοιτάσματα. Το Prospector διαφέρει από πολλά Ε.Σ. όσον αφορά στη μορφή της βάσης γνώσης. Οι βάσεις γνώσεις των περισσότερων Ε.Σ. δημιουργούνται από τους Εάν-Τότε (if-then) κανόνες παραγωγής. Το Prospector, από την άλλη πλευρά, χρησιμοποιούσε ένα συνδεδεμένο δίκτυο από πληροφορίες, για να δημιουργήσει τη δική του βάση γνώσης. Ήταν άλλωστε ένα από τα πρώτα συστήματα, που υποστήριξαν μια «μεικτή πρωτοβουλία» (mixed initiative) για την αλληλεπίδραση. Τα συστήματα σαν το Mycin έλεγχαν την ακολουθία των λειτουργιών, τη σειρά των ερωτήσεων που γίνονταν κ.τ.λ. Το Prospector επιτρέπει στον χρήστη να εισάγει δεδομένα σε οποιαδήποτε στιγμή και το σύστημα να προσαρμόσει τις λειτουργίες του σύμφωνα με αυτά.

Η πρώτη γνωστή εμπορική επιτυχία του Prospector πραγματοποιήθηκε το 1980, όταν ανακάλυψε μια νέα τοποθεσία του ορυκτού molybdenum στο βουνό Tolman, Washington. Έτσι, ξεκίνησε ο ισχυρισμός ότι η τεχνολογία των Ε.Σ. ήταν τώρα ικανή να παρέχει ένα εμπορικό κέρδος, εντοπίζοντας κοιτάσματα πολύτιμων μεταλλευμάτων. Όμως, θα πρέπει να σημειωθεί ότι στο σύστημα είχαν δοθεί δεδομένα, σχετικά με την τοποθεσία που ήδη είχε ερευνηθεί και είχαν γίνει εξορύξεις άλλων κοιτασμάτων μεταλλευμάτων. Έτσι, δεν ήταν καθόλου περίεργο που βρέθηκαν κοντά και άλλα κοιτάσματα. Επιπλέον, το μέταλλευμα εντοπίστηκε σε τέτοιο βάθος, που να είναι αδύνατη η εξόρυξη του με οικονομικό τρόπο.

5.4.3 XCON (R1)

Το σύστημα Xcon ήταν το πρώτο Ε.Σ. (γνωστό παγκοσμίως) που πραγματικά σημείωσε εμπορική επιτυχία όπου χρησιμοποιήθηκε. Το σύστημα

αναπτύχθηκε από την ομάδα του John McDermott (1982) του Carnegie Mellon University σε συνεργασία με την Digital Equipment Corporation (DEC).

Η DEC παράγει, ανάμεσα σε άλλους υπολογιστές και, τη σειρά υπολογιστών VAX 11/788. Η επιλογή των χαρακτηριστικών ενός νέου υπολογιστή -η επιλογή των σωστών μηχανισμών δίσκου (disk drives), των συσκευών μνήμης, της καλωδίωσης κ.τ.λ.- είναι μια πολύπλοκη διαδικασία. Το σύστημα Xcon στοχεύει στο να απλοποιήσει αυτή τη διαδικασία, με το να εκτελεί την περισσότερη δουλειά μόνο του. Αναλαμβάνοντας την επιλογή των χαρακτηριστικών των παραγγελιών των υπολογιστών, το σύστημα άλλαξε ολοκληρωτικά τη φύση της επιχείρησης της DEC. Ειδικότερα, πριν την κατασκευή του Xcon, η επιχείρηση μπορούσε να προσφέρει έναν περιορισμένο αριθμό παραλλαγών στους τύπους H/Y, εξαιτίας της εγγενούς δυσκολίας στον καθορισμό των χαρακτηριστικών της παραγγελίας. Η εισαγωγή του Xcon σήμαινε ότι δεν χρειαζόταν να βάλουν άλλους περιορισμούς στους πελάτες. Μπορούσαν να παραγγείλουν οποιοδήποτε συνδυασμό επιθυμητών στοιχείων και το Xcon θα προσδιορίσει τον κατάλληλο γι' αυτούς υπολογιστή. Επιπλέον, το Xcon μπορούσε να βεβαιώσει ότι όλα τα χαρακτηριστικά που είχαν απαιτηθεί, ικανοποιούνταν με την παραγγελία και έτσι μπορούσαν να αποφύγουν την ενοχλητική και πολυέξοδη αναμονή ενός ή δύο σημαντικών αλλά κοινών τμημάτων.

Η εισαγωγή του Xcon έδωσε ένα μεγάλο πλεονέκτημα στην DEC και έχει εκτιμηθεί, ότι δίνει στην επιχείρηση κέρδη εκατομμυρίων κάθε χρόνο. Το μόνο μειονέκτημα είναι ότι το σύστημα είναι πολύ μεγάλο (10000 κανόνες) και χρειάζεται για τη συντήρησή του να απασχοληθούν 15 με 30 άνθρωποι.

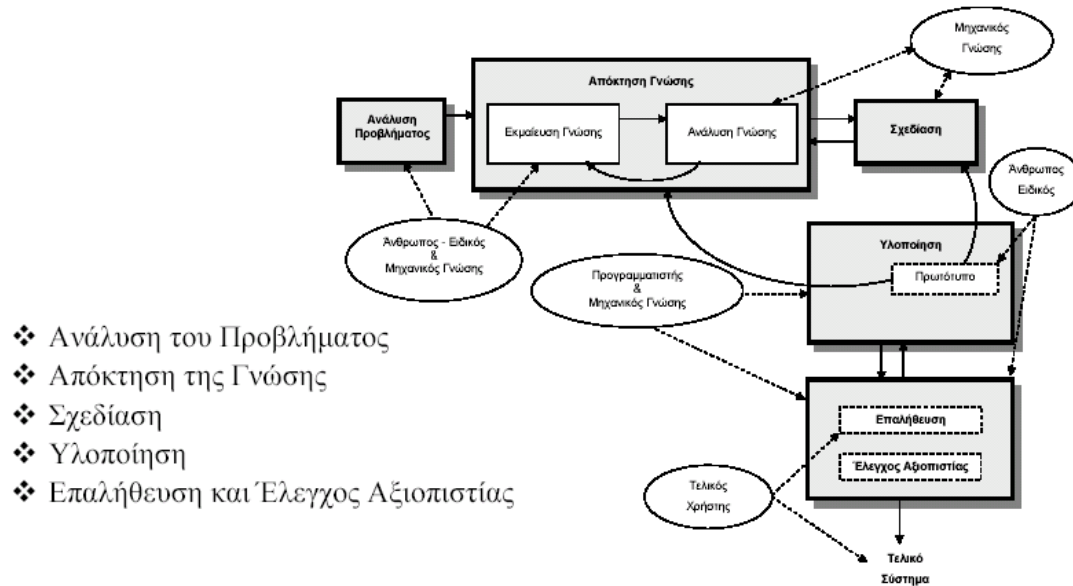
5.5 Η Μηχανική της Γνώσης (Knowledge Engineering)

Η μηχανική της γνώσης είναι μία διαδικασία απόκτησης και κωδικοποίησης της γνώσης (know-how) του ειδικού, σε ένα συγκεκριμένο χώρο. Στη διαδικασία αυτή αναμιγνύεται, τυπικά, ένας «μηχανικός γνώσης» που επιλέγεται με έναν ειδικό (ή μία σειρά από ειδικούς) προκειμένου να «αποσπάσει» (extract) τη γνώση του (τους), τους άγραφους δηλαδή κανόνες που χρησιμοποιούν (rules of thumb) και τις στρατηγικές, για επίλυση προβλημάτων.

Μπορούμε να διακρίνουμε τέσσερις φάσεις στη μηχανική γνώσης:

- Επιλογή του κατάλληλου χώρου/προβλήματος.
- Διαδικασία εκμαίευσης (elicitation) της γνώσης.

- Κωδικοποίηση της γνώσης σε μια βάση γνώσης.
- Έλεγχος, διόρθωση λαθών και βελτιστοποίηση του συστήματος που έχει την κωδικοποιημένη γνώση.



Σχήμα 5.3 Διαδικασία ανάπτυξης εμπειρων συστημάτων (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

5.5.1 Η Διαδικασία Εκμείωσης της Γνώσης (Knowledge Elicitation)

Η διαδικασία της εκμείωσης της γνώσης μπορεί, σύμφωνα με ορισμένες απόψεις να χωριστεί σε δύο ξεχωριστές φάσεις: την απόσπαση της γνώσης και την απόκτηση της γνώσης. Η απόσπαση της γνώσης είναι η διαδικασία κατά την οποία αποκτάται από τον ειδικό η γνώση σχετικά με το συγκεκριμένο χώρο. Η απόκτηση γνώσης, από την άλλη πλευρά, είναι η διαδικασία της αλλαγής της γνώσης, που έχει αποσπαστεί σε μια μορφή κατάλληλη για χρήση από ένα έμπειρο σύστημα. Αυτή η μετατροπή της γνώσης περιγράφεται στην επόμενη ενότητα. Στη συνέχεια, θα συζητήσουμε μεθόδους απόσπασης της γνώσης από τον ειδικό.

Υπάρχουν πολλά προβλήματα στην απόσπαση της γνώσης. Ένας ειδικός πρέπει να είναι συνεργάσιμος και ικανός να εκφράζεται με σαφήνεια, ενώ ένας μηχανικός γνώσης πρέπει να έχει καλή γνώση των υπολογιστών, της τεχνητής νοημοσύνης, της ψυχολογίας, της διαδικασίας της συνέντευξης, της διπλωματίας, των εμπειρων συστημάτων καθώς και μια ολόκληρη σειρά άλλων ικανοτήτων.

Η διαδικασία της απόκτησης γνώσης είναι πολύ κοπιαστική και μπορεί να πάρει πολύ χρόνο. Πρέπει να προσθέσουμε ότι, στις περισσότερες

περιπτώσεις, λαμβάνει μέρος στη διαδικασία ένας μόνο ειδικός και ένας μηχανικός γνώσης και είναι πιθανό να δημιουργηθεί αδιέξοδο στη συνεργασία τους.

Ένα πιθανό πρότυπο της διαδικασίας απόκτησης της γνώσης τη χωρίζει σε δύο δυνατά στάδια: τη δημιουργία της αρχικής δομής του συγκεκριμένου γνωστικού χώρου και την πραγματική συλλογή της γνώσης.

Κατά τη διάρκεια της αρχικής δόμησης του γνωστικού χώρου, ο ειδικός και ο μηχανικός γνώσης θα καθορίσουν τα σημαντικά χαρακτηριστικά του προβλήματος (για παράδειγμα τον τύπο και την εμβέλεια δράσης -scope- του προβλήματος, τους πρόσθετους ειδικούς αν χρειαστούν), καθώς και τους σκοπούς και αντικειμενικούς στόχους της σχεδίασης του έμπειρου συστήματος.

Είναι σημαντικό το ότι, η δόμηση πρέπει να γίνει με μεγάλη προσοχή, από τη στιγμή που οι αποφάσεις που αφορούν τον τύπο και την εμβέλεια δράσης του προβλήματος, καθώς και το υπόδειγμα που χρησιμοποιείται για να λυθεί, επηρεάζουν την επιτυχία του όλου έργου. Δυστυχώς, πολλοί ειδικοί λύνουν προβλήματα χωρίς να έχουν ένα καλό υπόδειγμα του πώς το πετυχαίνουν αυτό.

Δεν υπάρχει συγκεκριμένη μεθοδολογία για τον σχηματισμό της βασικής δομής του γνωστικού χώρου, αλλά μια λύση θα ήταν η δημιουργία ενός εγχειριδίου που να περιέχει: μία γενική περιγραφή του προβλήματος, μία βιβλιογραφία από έγγραφα και βιβλία στα οποία έχουν γίνει αναφορές, ένα γλωσσάριο με όρους, ένα κατάλογο από ειδικούς του χώρου και περιγραφές σεναρίων επίλυσης τυπικών προβλημάτων. Η ιδανική περίπτωση θα ήταν να περιέχει αυτό το εγχειρίδιο όλες τις πληροφορίες που ο ειδικός θα ήθελε να ξέρει, αν ξανάρχιζε να δουλεύει στο χώρο αυτό. Θα ήταν, επίσης, πολύ χρήσιμο να γίνει μία σειρά από συναντήσεις με τους ειδικούς, έτσι ώστε να μπορούν να εξεταστούν λεπτομερώς οι υποθέσεις και οι απόψεις που βρίσκονται στο μυαλό του ειδικού.

Μια άλλη πρόταση, που μπορεί επίσης να αποδειχθεί χρήσιμη στην αρχική δόμηση του χώρου, είναι να σκιαγραφηθεί η προσέγγιση που χρησιμοποιεί ο ειδικός στην στρατηγική λύσης του προβλήματος. Για παράδειγμα, αν χρησιμοποιεί μία μέθοδο που ξεκινά από γνωστά συμπτώματα και ανακαλύπτει τις πιθανές συνέπειες ή αρχίζει από έναν αριθμό από πιθανά αποτελέσματα και προσπαθεί να τα δικαιολογήσει.

Στο στάδιο της συλλογής της γνώσης, τα προβλήματα σχετίζονται συνήθως με τα προβλήματα της σχεδίασης ερωτήσεων και της οργάνωσης συνεντεύξεων.

Ακόμα και αν ένας ειδικός μπορεί να προσπελάσει συνειδητά τη γνώση του, θα την παρουσιάσει στους άλλους με ασαφή τρόπο, σε περίπτωση που του γίνουν ακατάλληλες ερωτήσεις, ενώ, μπορεί να την παρουσιάσει ευκολότερα όταν οι ερωτήσεις είναι συγκεκριμένες.

Υπάρχουν δύο βασικές προσεγγίσεις για να ανακαλύψει κανείς τι γνωρίζουν οι ειδικοί: να πάρεις συνέντευξη του ειδικού για τον συγκεκριμένο χώρο και να τον παρατηρείς να λύνει ένα πρόβλημα.

5.5.2 Απεικόνιση Γνώσης (Knowledge Representation)

Υπάρχουν δύο αλληλοσυγκρουόμενοι σκοποί που πρέπει να ικανοποιηθούν, όταν κάποιος πρέπει να απεικονίσει τη γνώση του ειδικού. Από τη μια πλευρά η γνώση θα πρέπει να περιγραφεί σε μία μορφή κατάλληλη για τον ειδικό -η γνώση πρέπει να είναι «κατανοητή» στον ειδικό-, ενώ ταυτόχρονα, θα πρέπει να είναι σε μορφή που να μπορεί να την επεξεργαστεί ο υπολογιστής.

Υπάρχουν μερικοί σοβαροί λόγοι, για τους οποίους θα πρέπει η γνώση να αποθηκευτεί σε μορφή που να είναι «κατανοητή» από τον ειδικό. Ο πρώτος είναι ότι απλουστεύεται η διαδικασία της καταγραφής της γνώσης, γιατί ο μηχανικός της γνώσης και ο ειδικός χρησιμοποιούν συνήθως πολύ απλά «εργαλεία» για την απεικόνιση της γνώσης. Για παράδειγμα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα πολύ καλά δομημένο κείμενο σε μια φυσική γλώσσα (για παράδειγμα, στα Ελληνικά ή τα Αγγλικά).

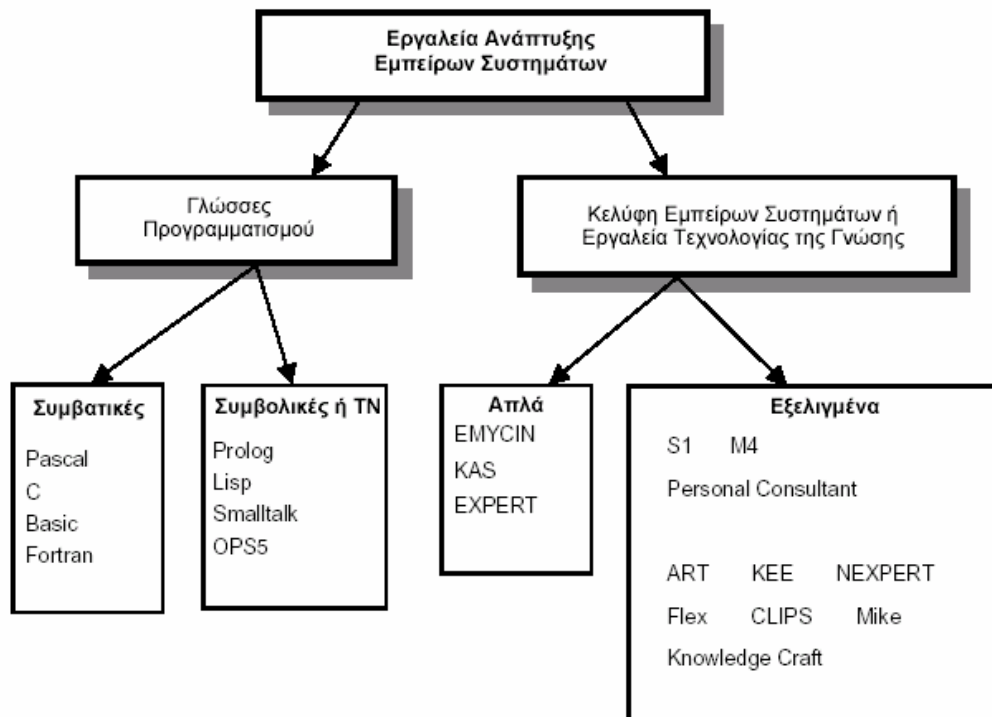
Αν κάποιος χρησιμοποιήσει μια μορφή απεικόνισης γνώσης, που να μπορεί να γίνει κατανοητή από τον ειδικό (όχι κάποια για την οποία θα πρέπει να μάθει μια ειδική σημειογραφία ή ένα σύνολο από λέξεις κλειδιά), τότε ο ειδικός θα μπορεί να επιβεβαιώσει τη γνώση που έχει μεταδώσει στο μηχανολόγο γνώσης. Δεδομένου ότι η τεχνική απεικόνισης είναι ακόμα κατανοητή, είναι δυνατό για τον ειδικό να επιβεβαιώσει και να αποδεχτεί μια πιο αυστηρή μορφή γνώσης.

Ένα άμεσο και σημαντικό πρόσθετο πλεονέκτημα που προκύπτει από την ικανότητα εξακρίβωσης της κατανοητής απεικόνισης γνώσης, είναι το γεγονός ότι, αν ο ειδικός κατανοήσει τη γνώση, είναι πολύ πιθανό να δεχτεί ότι είναι υπεύθυνος για τη γνώση. Η ύπαρξη κάποιου αντιπροσώπου (agent) που έχει την ευθύνη για τη γνώση που χρησιμοποιείται στο έμπειρο σύστημα, αποτελεί ένα σημαντικό βήμα προς την εμπορική διάδοση της χρήσης των έμπειρων συστημάτων. Είναι φυσικό, κανένας ειδικός να μην αναλαμβάνει την ευθύνη για τη γνώση, αν δε μπορεί να καταλάβει τη μορφή στην οποία παρουσιάζεται.

Ο άλλος στόχος, που έχει να κάνει με την απεικόνιση γνώσης για τα Ε.Σ., είναι ότι η γνώση θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί σε ένα υπολογιστικό σύστημα και έτσι η απεικόνιση της γνώσης θα πρέπει να γίνεται σε μορφή «κατανοητή» από υπολογιστή. Δυστυχώς, στις περισσότερες περιπτώσεις οι δύο στόχοι δεν είναι συμβατοί.

5.6 Λογισμικά Εργαλεία Ανάπτυξης Ε.Σ.

Ας υποθέσουμε ότι είναι δυνατό να ολοκληρώσουμε την όλη διαδικασία απόκτησης γνώσης. Κατόπιν, καθίσταται αναγκαία η δημιουργία ενός συστήματος, που χρησιμοποιεί αυτές τις γνώσεις για να παρέχει πληροφορίες σε έναν χρήστη. Αυτό το σύστημα, συνήθως, ενσωματώνει τα αποτελέσματα μιας σειράς αποφάσεων για τα επόμενα: Τη μορφή αποθήκευσης της γνώσης, τη μορφή αποθήκευσης των δεδομένων, τη διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων, την επίλυση αντικρουόμενων απόψεων (conflict resolution), την ευκολία εξήγησης, την τεχνική εναρμόνισης (σύγκρισης - matching). Τα εργαλεία, για την ανάπτυξη Ε.Σ. μπορούν να θεωρηθούν ως ένα συνεχόμενο της γλώσσας εργαλείο (language-tool continuum) (Harmon & King, 1986).



Σχήμα 5.4 Εργαλεία ανάπτυξης εμπειρών συστημάτων (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

5.6.1 Γλώσσες υψηλού επιπέδου

[α]. LISP

Η LISP αναπτύχθηκε στις Ηνωμένες Πολιτείες από τον John McCarthy, στα τέλη της δεκαετίας του '50. Παραμένει από τότε η κύρια γλώσσα για την έρευνα στην ΤΝ στις Η.Π.Α.

[β]. PROLOG

Η PROLOG είναι μια γλώσσα προγραμματισμού, που βασίζεται στην κατηγορική λογική (predicate logic). Πρόκειται για ένα Γαλλο-Αγγλικό προϊόν και θεωρείται ο Ευρωπαίος αντίπαλος της Αμερικανικής Lisp. Η Prolog είναι μια δηλωτική γλώσσα, στην οποία ο χρήστης δίνει στο σύστημα γεγονότα και ερωτήσεις σε μορφή κατηγορικής λογικής. Κατόπιν, το σύστημα προσπαθεί να απαντήσει σ' αυτές τις ερωτήσεις χρησιμοποιώντας τη δηλωμένη γνώση. Η δηλωτική φύση της PROLOG σημαίνει, ότι ο χρήστης καθορίζει περισσότερο περιορισμούς στο πρόβλημα παρά τρόπους λύσης του. Εξαιτίας της χρησιμοποίησης προτάσεων, η PROLOG έχει συσχετιστεί με τις βάσεις γνώσης.

Παράδειγμα προγραμματισμού στην PROLOG είναι η δήλωση: *αγαπάει (Γιάννης, Μαρία)*. Αυτό είναι ένα απλό διθέσιο κατηγορήμα, που συσχετίζει το «Γιάννης» και το «Μαρία» με το «αγαπάει». Από τη στιγμή που το σύστημα δε γνωρίζει τίποτα άλλο σχετικά με το κατηγορήμα, παρά μόνο αυτό που έχει δηλωθεί, δε σημαίνει ότι και το «αγαπάει (Μαρία, Γιάννης)» είναι αληθές. Αν θέλαμε να δείξουμε ότι δεν έχει σημασία η διάταξη του *Γιάννη* και της *Μαρίας*, θα έπρεπε να προσθέσουμε έναν κανόνα, όπως τον ακόλουθο:

αγαπάει (X,Y) = αγαπάει (Y,X)

Παρατηρήστε τη χρήση των κεφαλαίων γραμμάτων X, Y. Ο κανόνας δηλώνει ότι «οποιοδήποτε X αγαπάει οποιοδήποτε Y, αν οποιοδήποτε Y αγαπάει οποιοδήποτε X».

Ένα απ' τα προβλήματα που προκύπτει στην PROLOG οφείλεται στο γεγονός ότι, η μέθοδος που χρησιμοποιείται για να λυθεί το πρόβλημα, ανατίθεται στο μεταγλωττιστή (compiler) και αν αυτός δεν έχει γραφτεί σωστά, τότε θα υπάρχουν προβλήματα στην εκτέλεση της PROLOG. Ο χρήστης δεν μπορεί να ελέγξει τη στρατηγική αναζήτησης, μέσα στα πλαίσια της βάσης δεδομένων της PROLOG και δεν υπάρχει τρόπος να «διατάξει» το πρόγραμμα να σταματήσει την αναζήτηση. Ένα άλλο σημαντικό πρόβλημα στην PROLOG είναι, ότι αποθηκεύει αληθινά γεγονότα και είναι δύσκολο να χρησιμοποιήσει την έννοια της άρνησης. Αυτό σημαίνει, ότι είναι δύσκολο να αποθηκεύσει πληροφορίες όπως, το A δεν είναι B, από τη στιγμή που το σύστημα δεν μπορεί να ξεχωρίσει μεταξύ γεγονότων που είναι ψευδή και γεγονότων που είναι άγνωστα. Έχουν δημιουργηθεί, επίσης, αμφιβολίες σχετικά με το

φιλοσοφικό υπόβαθρο της PROLOG.

[γ]. Γλώσσες που σχεδιάστηκαν ειδικά για συστήματα κανόνων, όπως η OPS5 Ένας μεγάλος αριθμός Ε.Σ. χρησιμοποιούν κανόνες *IF-THEN (EAN-TOTE)*, για να απεικονίσουν το μεγαλύτερο όγκο της γνώσης τους και τα εργαλεία που υπάρχουν για να χειριστούν τους κανόνες είναι, από τη μια πλευρά, τα κελύφη των Ε.Σ., που προσπαθούν να χρησιμοποιήσουν παθητικούς κανόνες, ενώ από την άλλη πλευρά, είναι οι γλώσσες υψηλού επιπέδου που παρέχουν στο χρήστη, σε περιορισμένη ή μεγάλη έκταση, ήδη γραμμένες ενότητες, για να χειριστούν ενεργούς και μη ενεργούς κανόνες.

Γλώσσες όπως η OPS5 (Official Production System version 5) και τα παράγωγά της, έχουν σχεδιαστεί με χαρακτηριστικά που βρίσκονται μεταξύ των παραπάνω ακραίων σημείων. Παρέχουν τις ευκολίες της προσέγγισης των κελυφών (τα οποία επιτρέπουν στο χρήστη να γράψει τους κανόνες του σύμφωνα με μια ειδική μορφή και αφήνουν τη στρατηγική εξαγωγής συμπερασμάτων στο σύστημα, ενώ ταυτόχρονα έχουν μία σειρά από χαρακτηριστικά που συσχετίζονται με γλώσσες υψηλού επιπέδου (όπως είναι η δέσμευση μεταβλητών και η δυνατότητα να καλούν ενότητες κώδικα που έχουν οριστεί από το χρήστη).

Ένα πρόγραμμα στην OPS5 αρχίζει με μια λίστα από ορισμούς αντικειμένων που υπάρχουν στο πρόγραμμα. Αυτά ορίζονται με τη χρήση της κυριολεξίας του αντικειμένου (*literalizing the object*).

(*literalize* Άτομο

Όνομα

Ηλικία

Χρώμα-μαλλιών

Χόμπυ)

Η μηχανή εξαγωγής συμπερασμάτων λειτουργεί εξετάζοντας όλους τους κανόνες και δημιουργώντας ένα σύνολο από πιθανούς κανόνες που θα ενεργοποιηθούν (*fired*). Αυτοί οι κανόνες θα καθοριστούν από τις τιμές που θα αποκτήσουν οι συνθήκες των κανόνων. Κατόπιν χρησιμοποιείται ένας πολύπλοκος αλγόριθμος επίλυσης συγκρούσεων (*conflict*), προκειμένου να αποφασίσει ποιους κανόνες να χρησιμοποιήσει πρώτα. Ο αλγόριθμος βασίζεται στις πληροφορίες που έχουν πρόσφατα χρησιμοποιηθεί και επιλέγονται πρώτα τα πιο πρόσφατα αντικείμενα. Αυτό συνεχίζεται μέχρι να μείνει ένας μόνο κανόνας για να ενεργοποιηθεί.

Επίσης η OPS5 περιλαμβάνει μια σειρά από ευκολίες διόρθωσης λαθών. Είναι δυνατό να έχουμε μια εικόνα της μνήμης εργασίας του συστήματος, είτε ολοκληρωμένη, είτε μόνο για εκείνα τα αντικείμενα που ταιριάζουν με ένα πρότυπο (pattern).

[δ]. Αντικειμενοστραφείς Γλώσσες Προγραμματισμού (Object-Oriented Programming Languages - O.O.P.L.), όπως η Smalltalk.

Οι O.O.P.L. αντιπροσωπεύουν μια εντελώς διαφορετική άποψη για την «τέχνη» του προγραμματισμού. Στον συνήθη προγραμματισμό, οι αλγόριθμοι χειρίζονται δεδομένα αντικειμένων, ενώ στις O.O.P.L. οι αλγόριθμοι προσκολλούνται στα αντικείμενα.

Εξετάστε για παράδειγμα την παράσταση «3+4». Σε μια συνηθισμένη γλώσσα προγραμματισμού θα υπήρχε ένας αλγόριθμος (ίσως μέρος της υπολογιστικής ενότητας), που θα έπαιρνε δύο αριθμούς και θα τους προσέθετε. Οι O.O.P.L. λειτουργούν ως εξής: «3» είναι ένα αντικείμενο. Συγκεκριμένα είναι ένα αριθμητικό αντικείμενο. Στο αντικείμενο «3» δίνεται το μήνυμα «+» και το όρισμα «4». Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το αντικείμενο περιέχει τον αλγόριθμο για χειρισμό μηνυμάτων. Προφανώς το αντικείμενο «3» δε θα περιέχει τον αλγόριθμο για το μήνυμα «+», αλλά αφού το «3» είναι μέρος της τάξης των αριθμών, μπορεί να κληρονομήσει τον αλγόριθμο από την τάξη των αριθμών. Αφού ο αλγόριθμος για το «+» προσκολλάται στην τάξη των αριθμών, όλοι οι αριθμοί μπορούν να τον κληρονομήσουν. Είναι, φυσικά, δυνατό σε ορισμένες περιπτώσεις να προσκολλήσεις ένα συγκεκριμένο αλγόριθμο σε ένα συγκεκριμένο αριθμό.

[ε]. Γλώσσες υψηλού επιπέδου, όπως η Pascal, C, Fortran, Ada, Algol κ.τ.λ..

Οι γλώσσες υψηλού επιπέδου πλεονεκτούν σε σχέση με όλα τα άλλα εργαλεία (εκτός, σε περιορισμένο βαθμό, από τα περιβάλλοντα), γιατί υποστηρίζονται και τεκμηριώνονται καλύτερα, οι μεταγλωττιστές είναι συνήθως πιο αποδοτικοί μπορούν να μεταφερθούν πιο εύκολα από υπολογιστή σε υπολογιστή και συνήθως, δεν απαιτούν ειδικό και ακριβό υλικό (hardware). Έχουν πολύ αναπτυγμένα και προχωρημένα περιβάλλοντα υποστήριξης, διορθωτές λαθών, όπως και τεχνικές σαν την επανάληψη, την αναδρομή και τη χρήση ενοτήτων (modules).

Παρέχουν στο χρήστη πλήρη ευελιξία για να δημιουργεί τα δεδομένα και τις δομές γνώσης που απαιτούνται, ώστε να κάνει όσο πιο αποδοτικές γίνεται τις στρατηγικές ελέγχου και εξαγωγής συμπερασμάτων. Αυτή η ευελιξία σημαίνει, φυσικά, ότι απαιτείται μεγάλη προσπάθεια για να δημιουργηθούν αυτές οι βασικές ευκολίες. Όταν, όμως, δημιουργηθούν αυτές οι βασικές

συναρτήσεις, είναι δυνατό να αναπτυχθούν συστήματα πιο γρήγορα.

[στ]. Γλώσσες υψηλού επιπέδου με ήδη γραμμένες ενότητες, όπως το ASPES.

Το ASPES (A Skeletal Pascal Expert System) αναπτύχθηκε στο London School of Economics σαν ένα εργαλείο για το σχεδιασμό, την παροχή συμβουλών και την πραγματοποίηση πειραμάτων στα έμπειρα συστήματα. Αν και σχεδιάστηκε αρχικά σαν ένα εργαλείο έρευνας, για λειτουργική έρευνα, χρησιμοποιείται τώρα σαν ένα βοήθημα διδασκαλίας, προκειμένου να εξηγηθεί, με παραδείγματα, τι είναι τα έμπειρα συστήματα και πώς λειτουργούν.

Είναι γραμμένο σε Pascal, αφού αυτή η γλώσσα είναι κατάλληλη για τη διδασκαλία του προγραμματισμού στο σχολείο, αν και εκδόσεις του ASPES έχουν γραφεί σε LISP, PROLOG, C και FORTRAN. Είναι ένα σύστημα «σκελετός» που επιτρέπει στους χρήστες να συνδέουν τις ενότητες που χρειάζονται. Από τη στιγμή που μπορούν να εξετάσουν τον πηγαίο κώδικά τους, είναι δυνατό να τροποποιήσουν τον κώδικα και να προσθέσουν χαρακτηριστικά που είναι σχετικά με ορισμένα πεδία. Με το να επιτρέπουν στους χρήστες να γράφουν τις δικές τους ενότητες (routines), δεν επιβάλλουν κανένα περιορισμό σε αυτόν που κάνει την ανάπτυξη, να αναγκαστεί να γράψει το πρόγραμμα εφαρμογής σε μια γλώσσα ή με μία μορφή απεικόνισης, που χρησιμοποιείται σε ένα ορισμένο εργαλείο.

5.6.2 Τα Κελύφη (Shells)

Τα προηγούμενα κελύφη των Ε.Σ. βασιζόνταν στα υπάρχοντα Ε.Σ., μετά όμως την αφαίρεση της βάσης γνώσης. Αυτό σήμαινε ότι οποιοδήποτε σύνολο από κανόνες που ακολουθούσαν τη μορφή του αρχικού συστήματος, μπορούσε να χρησιμοποιηθεί με το κέλυφος. Το γνωστότερο παράδειγμα αυτής της προσέγγισης στα κελύφη είναι το EMYCIN, που είναι μια κενή έκδοση του MYCIN. Όμως τα κελύφη των Ε.Σ. έχουν αναπτυχθεί σε τέτοιο στάδιο, ώστε περισσότερο να γράφονται νέα, παρά νέες εκδόσεις των ήδη υπάρχόντων συστημάτων.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό που γίνεται όλο και δημοφιλέστερο, είναι το προκατασκευασμένο (prepackaged) Ε.Σ. Αυτό είναι ένα προϊόν που έχει γραφτεί με ένα κέλυφος Ε.Σ., με τη διαφορά ότι περιέχει μια ήδη γραμμένη βάση γνώσης. Η ιδέα είναι ότι ο πελάτης αγοράζει περισσότερο ένα εξειδικευμένο Ε.Σ., για παράδειγμα, για την νομοθεσία σχετικά με τα γονικά δικαιώματα, παρά ένα γενικό Ε.Σ. Η λογική προέκταση αυτού, είναι, ότι οι προμηθευτές θα πουλήσουν ένα αντίγραφο του Κελύφους του Ε.Σ και ύστερα θα πουλήσουν μια ποικιλία από βάσεις γνώσης για διαφορετικά πεδία. Αυτή

η προσέγγιση των Ε.Σ., έχει το προφανές πλεονέκτημα ότι, από τη στιγμή που η βάση γνώσης αποθηκεύεται ξεχωριστά από τις διαδικασίες ελέγχου, είναι δυνατή η ενημέρωση της βάσης γνώσης χωρίς να είναι αναγκαία η παρουσίαση μιας νέας έκδοσης του πραγματικού προγράμματος (αυτό μπορεί να συγκριθεί με ένα πρόγραμμα μισθοδοσίας, το οποίο πρέπει να ξαναγράφεται κάθε φορά που γίνονται αλλαγές στη φορολογία εισοδήματος).

[α]. Χi +

Το Χi + είναι ένα κέλυφος Ε.Σ., που έχει αναπτυχθεί από μία Αγγλική εταιρία, την Expertech Ltd. Είναι ένα από τα κύρια προϊόντα (εργαλεία) ανάπτυξης Ε.Σ. και χρησιμοποιείται στην Αγγλία και ευρέως στις Η.Π.Α.

Με το που «φορτώνουμε» το πρόγραμμα, παρουσιάζεται στο χρήστη ένα σύνολο από τέσσερις επιλογές. Μπορεί δηλ. να παρέχει συμβουλές για μια εφαρμογή, να δημιουργήσει μια εφαρμογή, να εκτελέσει ένα πρόγραμμα διδασκαλίας ή να εγκαταλείψει το σύστημα. Η Expertech εμπορεύεται επίσης έτοιμες βάσεις γνώσης για ορισμένα πεδία, όπως για παράδειγμα, το δίκαιο. Όμως αυτά τα συστήματα είναι μόνο συμβουλευτικά συστήματα. Δεν επιτρέπεται στο χρήστη να αναπτύξει μια εφαρμογή. Μέσα σε μία εφαρμογή είναι δυνατή η ύπαρξη πολλών βάσεων γνώσεων. Για παράδειγμα, κάποιος μπορεί να έχει μια εφαρμογή σχετικά με μηχανολογικά προβλήματα και να έχει ξεχωριστές βάσεις γνώσης για τα ηλεκτρικά προβλήματα και τα προβλήματα εφοδιασμού καυσίμων.

Αν ο χρήστης θελήσει να συμβουλευτεί τη βάση γνώσης, πρέπει να επιλέξει μια εφαρμογή. Αφού γίνει αυτό, διαλέγει μια συγκεκριμένη βάση γνώσης. Το επόμενο βήμα θα ήταν να αρχίσει τις ερωτήσεις. Αυτή η επιλογή διαλέγεται από έναν κατάλογο από διαθέσιμες επιλογές. Κάθε βάση γνώσης περιέχει έναν αριθμό από ερωτήσεις. Με το που διαλέγεις μια ερώτηση (ή υπόθεση), το σύστημα προσπαθεί να την αποδείξει, χρησιμοποιώντας την προς τα πίσω αλυσίδωση (backward chaining).

Οι κανόνες μπορούν να περιέχουν αναφορές (παραπομπές), που είναι οθόνες με επεξηγηματικά κείμενα. Έτσι, η πρώτη γραμμή του κανόνα μπορεί να είναι μια αναφορά (παραπομπή), που εξηγεί τον σκοπό ύπαρξης αυτής της βάσης γνώσης. Όταν λειτουργεί το σύστημα ο χρήστης εισάγει πληροφορίες με πολλούς τρόπους. Ο πρώτος τρόπος είναι να επιλέξει ένα αντικείμενο από έναν κατάλογο:

Επέλεξε ένα από..

Τιμή 1

Τιμή 2

Τιμή 3

κ.τ.λ.

Ο χρήστης κινεί το δρομέα (»»-cursor) στην κατάλληλη τιμή και πατά «RETURN». Άλλα γνωρίσματα μπορεί να απαιτούν περισσότερες από μια τιμές, οι οποίες μπορούν να επιλεγούν με παρόμοιο τρόπο.

Αφού έχουν γίνει όλες οι επιλογές, ο χρήστης πατά το «Ctrl» για να αποδεχτεί (επιβεβαιώσει) τις επιλογές του. Ένας άλλος τρόπος, εισαγωγής δεδομένων, είναι να πληκτρολογήσει απλά την τιμή.

Αφού έχει ολοκληρωθεί η συμβουλευτική διαδικασία, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να εξετάσει τα συμπεράσματα που βγήκαν. Είναι, επίσης, δυνατό να γίνει ένα είδος ανάλυσης What If ή να συνεχίσει την αλληλεπίδραση, για να ελέγξει αν έχουν προκύψει και άλλα συμπεράσματα.

Τα αποτελέσματα της αλληλεπίδρασης μπορούν να διατηρηθούν (save) και να “φορτωθούν» (load) οποιαδήποτε στιγμή. Είναι, επίσης, δυνατό να μεταφέρουμε στοιχεία (δεδομένα) από το Lotus 123 και βάσεις δεδομένων όπως η dBase III. Δίνεται, επίσης, η δυνατότητα να «φορτώσουμε» περισσότερες από μία βάσεις γνώσης. Μπορούμε ακόμα να καλέσουμε το DOS για να εκτελέσουμε άλλα προγράμματα κτλ.

Όταν ένας χρήστης αναπτύσσει μια νέα βάση γνώσης (πιθανά για μια νέα εφαρμογή), μπορεί να εισάγει ένα κείμενο χρησιμοποιώντας τον ενσωματωμένο επεξεργαστή κειμένου (editor) ή μπορεί να διορθώσει (edit) πολλά «πεδία» μέσα στη βάση γνώσης. Αυτά τα «πεδία» είναι κανόνες, «δαίμονες» (daemons, κανόνες που ενεργοποιούνται όταν ορισμένες υποθέσεις είναι αληθείς, ανεξάρτητα από τη στρατηγική εξαγωγής συμπερασμάτων), γεγονότα που είναι αληθή όπως οι αριθμητικές σταθερές, οι ερωτήσεις που σχετίζονται με συγκεκριμένα γεγονότα και ένας κατάλογος από ερωτήσεις που σχετίζονται με τη βάση γνώσης.

Στους κανόνες του Xi + δεν έχουν εκχωρηθεί ονόματα, αλλά το σύστημα τους δίνει αριθμούς αυτόματα. Οι προτάσεις μπορεί να συνδεθούν με τη χρήση του «and» και είναι δυνατό να επιλέξουμε, μεταξύ ορισμένων τιμών, με τη χρήση του «or». Για παράδειγμα «if the colour is blue OR red...». Οι κανόνες στο Xi+ είναι ημιενεργοί, επειδή χρησιμοποιείται ένα είδος λέξης κλειδιού για την αναζήτηση. Το σύστημα χωρίζει τις προτάσεις στις λέξεις «is»-«are» (είναι), και includes (περιλαμβάνει). Έτσι, η πρόταση «the ball is red» θα χωριστεί στη λέξη «is». Αν το σύστημα ρωτούσε για αυτήν την πρόταση και αν δεν ήταν

διαθέσιμες οι πληροφορίες, τότε θα ζητούσε από τον χρήστη να επιλέξει την τιμή της «μπάλας», από μια λίστα με όλες τις τιμές που υπάρχουν στα δεξιά της έκφρασης «η μπάλα είναι...» στη βάση γνώσης.

Αν το σύστημα δεν μπορεί να βρει μια λέξη κλειδί σε μια πρόταση, είναι δυνατό ο χρήστης να ορίσει τις δικές του λέξεις κλειδιά. Το σύστημα δεν επιτρέπει τη χρήση της λέξης «not» για να καθορίσει την άρνηση, παρ' όλο που είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν οι λέξεις κλειδιά, που έχουν αρνητική σημασία. Για παράδειγμα το «not» είναι η άρνηση του «is».

Μέχρι τώρα έχει παραχθεί ένας αριθμός από τεκμηριωμένες εφαρμογές, χρησιμοποιώντας το Xi+, όπως ένα πρόγραμμα για πυρηνικό αντιδραστήρα, για την επεξήγηση του εργατικού δικαίου σε θέματα απόλυσης και σε γονικά δικαιώματα (που είναι διαθέσιμα και σαν βάσεις γνώσης), δυναμικά εγχειρίδια, Ε.Σ. για την εκτίμηση αιτήσεων δανείων.

[β]. Insight 2+

Το Insight 2+ έχει παραχθεί από μία Αμερικανική εταιρία, τη Level Five Research. Σε πολλά σημεία μοιάζει με το Xi+ , παρ' όλο που έχει αρκετές σημαντικές διαφορές.

Όταν «φορτώνεται» το σύστημα, ρωτά το χρήστη αν θέλει να «τρέξει» μια βάση γνώσης, να τη διορθώσει (Edit) ή να τη μεταγλωττίσει. Επιπλέον το Insight 2+ προσφέρει ευκολίες στον χρήστη, για να διαχειριστεί αρχεία της dBase, χρησιμοποιώντας την Turbo Pascal.

Το σύστημα επιτρέπει στον χρήστη να δώσει την «εμπιστοσύνη» (πιθανότητα) του στην απάντηση και συνεπώς επιτρέπεται σε κάποιον να καθορίσει ένα επίπεδο εμπιστοσύνης, προκειμένου να αποδεχτεί κάποια γεγονότα. Έτσι, αν η εμπιστοσύνη (πιθανότητα) THRESHOLD καθορίστηκε στα 40, τότε όλα τα γεγονότα με εμπιστοσύνη από τα 40 (από τα 100) και πάνω, θα θεωρούνται αληθή. Είναι δυνατό ο χρήστης να «κλείσει» (switch off) τον μηχανισμό απόδοσης εμπιστοσύνης.

Όταν γράφεται μια νέα εφαρμογή, δίνεται στο χρήστη ένας επεξεργαστής κειμένου (editor) μίας οθόνης και ύστερα πρέπει να γράψει τους κανόνες σύμφωνα με κάποια κριτήρια (αρχές). Η πρώτη γραμμή της βάσης γνώσης πρέπει να είναι ο τίτλος της εφαρμογής (σημειώστε ότι το Insight 2+ απαιτεί να γράφονται με κεφαλαία, όλες οι δεσμευμένες λέξεις του συστήματος).

Το Insight 2+ κάνει έλεγχο στις λέξεις κλειδιά (οι λέξεις κλειδιά πρέπει να γράφονται με κεφαλαία), με τον ίδιο τρόπο που γίνεται στο Xi+. Όμως επιτρέπει στο χρήστη να χρησιμοποιεί αρνήσεις με τον όρο «not». Αν

γίνονται έλεγχοι εμπιστοσύνης, μπορεί να ζητηθεί από τον χρήστη να δείξει την εμπιστοσύνη του στην απάντηση.

Η εντολή Display είναι ίδια με αυτή της εντολής αναφοράς (παραπομπής) στο Xi+. Είναι, επίσης, δυνατό να δημιουργήσει οθόνες εξηγήσεων. Μια άλλη ευκολία, που προσφέρεται από το Insight 2+, είναι η ευκολία προσπέλασης σε αρχεία της dBase. Αυτό καθίσταται δυνατό, αν γράψει ένα πρόγραμμα στην Turbo Pascal, που να χειρίζεται τα πραγματικά αρχεία των βάσεων δεδομένων. Ένας αριθμός, από ήδη γραμμένες διαδικασίες και συναρτήσεις, είναι διαθέσιμος για να βοηθήσουν σε αυτήν τη διαδικασία.

5.6.3 Ειδικά προγραμματιστικά περιβάλλοντα

Τα περιβάλλοντα αυτά είναι μια από τις πιο προχωρημένες (sophisticated) μορφές εργαλείων ανάπτυξης Ε.Σ. Το κόστος και οι απαιτήσεις τους σε υλικό (hardware), τα κάνουν προσιτά κυρίως σε επιχειρήσεις και ερευνητικά κέντρα που ασχολούνται σοβαρά με το χώρο των Ε.Σ., και λιγότερο σε εταιρίες που απλά ερευνούν το χώρο αυτό. Επίσης, διαφέρουν από τα περισσότερα εργαλεία, γιατί δεν έχουν σχεδιαστεί σαν εργαλεία για να προσκολληθεί σε αυτά μια βάση γνώσης, αλλά για να χρησιμοποιηθούν σαν εργαλεία για την ανάπτυξη άλλων εργαλείων. Έτσι, είναι πιο πιθανό να γραφεί ένα κέλυφος χρησιμοποιώντας ένα προγραμματιστικό περιβάλλον και ύστερα να προσκολληθεί μια βάση γνώσης σ' αυτό το νέο κέλυφος.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό, των περιβαλλόντων αυτών, είναι ότι υποστηρίζουν απεικονίσεις γνώσεων και στρατηγικές εξαγωγής συμπερασμάτων. Τα περισσότερα παρέχουν κάποια μορφή συστήματος κανόνων, λογικού προγραμματισμού, ενός προγραμματιστικού περιβάλλοντος που προσανατολίζεται στα αντικείμενα (objects), καθώς και δυνατότητα προσπέλασης στη LISP και άλλες ευκολίες.

Υπάρχουν πολύ λίγα τέτοια περιβάλλοντα διαθέσιμα και τα περισσότερα χρειάζονται πολύ ακριβό hardware για να λειτουργήσουν, συγκεκριμένα οι μηχανές LISP, όπως είναι οι Symbolics και TI Explorers, παρ' όλο που γίνονται προσπάθειες για τη μεταφορά ορισμένων εκδόσεών τους σε προσωπικούς υπολογιστές και mainframes. Συνήθως έχουν σύγχρονα περιβάλλοντα υποστήριξης, γραφικά, ευκολίες παραθύρων, καθώς και ειδικές ευκολίες (Facilities) για την ανάπτυξη Ε.Σ.

Στη συνέχεια, θα περιγράψουμε τα κύρια χαρακτηριστικά των τριών πιο γνωστών συστημάτων που είναι διαθέσιμα: του KEE, του Knowledge Craft και του ART.

[α]. KEE

Το KEE, που έχει παραχθεί από την IntelliCorp, είναι βασισμένο στον αντικειμενοστραφή προγραμματισμό (OOP), έχοντας κάποιες ρίζες και στην INTERLISP. Χρησιμοποιεί αντικειμενοστραφή προγραμματισμό για να διευκολύνει την επικοινωνία με το χρήστη μέσω γραφικού interface, απεικονίζοντας αντικείμενα και σχέσεις στη βάση γνώσης του.

Το KEE χρησιμοποιεί πλαίσια (frames) σαν την κύρια μορφή απεικόνισης της γνώσης του και επιτρέπει σε αυτά να συνδέονται με κανόνες, λογική και λογική σκέψη στην οποία οδηγούμαστε από τα δεδομένα (data driven reasoning), καθώς και να χρησιμοποιούν προγραμματισμό προσανατολισμένο στα αντικείμενα. Στο σύστημα KEE, τα πλαίσια καλούνται μονάδες (units) και μπορούν να τους δοθούν ονόματα και περιγραφές γνωρισμάτων. Είναι δυνατό να προσκολλήσουμε διαδικασίες στα πλαίσια αυτά. Το KEE υποστηρίζει την προς τα εμπρός και την προς τα πίσω αλυσίδα (forward and backward chaining) και η στρατηγική της αναζήτησης που χρησιμοποιεί μπορεί να είναι, είτε αναζήτηση κατά βάθος, είτε αναζήτηση κατά πλάτος (depth or breath search). Εναλλακτικά, ο χρήστης μπορεί να γράψει κώδικα για τη δική του στρατηγική αναζήτησης. Τα πλαίσια μπορούν να απεικονιστούν με γραφικά, τα οποία είναι άμεσα συσχετισμένα με τις τιμές των πλαισίων. Έτσι, αν ένα πλαίσιο, για παράδειγμα, περιέχει ένα πεδίο για τη θερμοκρασία, τότε μια γραφική απεικόνιση του θα είναι, ίσως, ένα θερμόμετρο. Αν η τιμή της θερμοκρασίας αυξηθεί στο πεδίο, τότε θα αυξηθεί και η στάθμη του υδραργύρου στο θερμόμετρο.

[β]. Knowledge Craft

Το σύστημα Knowledge Craft, που έχει κατασκευαστεί από το Carnegie Group, χρησιμοποιεί Lisp, πλαίσια, λογική και αντικειμενοστραφή προγραμματισμό. Έχει βασιστεί στο σύστημα SRL+, που έχει αναπτυχθεί από το Carnegie Mellon University.

Στο σύστημα Knowledge Craft τα πλαίσια καλούνται σχήματα (schemata), αλλά λειτουργικά, πρόκειται για τα γνωστά πλαίσια. Ο χρήστης είναι δυνατό να επιβάλλει περιορισμούς στις τιμές των πεδίων. Στο σύστημα Knowledge Craft, ο χρήστης έχει στη διάθεση του τα κύρια εργαλεία του συστήματος, καθώς επίσης επικοινωνία στη γλώσσα CRL-OPS.

[γ]. ART

Το σύστημα ART, που έχει κατασκευασθεί από την Inference Corporation, είναι ένα σύστημα που βασίζεται σε κανόνες και στη γλώσσα

προγραμματισμού OPS5. Προσφέρει πλαίσια, προγραμματισμό βασισμένο στη λογική και LISP για τη δημιουργία και το χειρισμό δομών δεδομένων. Τα γεγονότα στο σύστημα περιέχουν προθέσεις (prepositions), για παράδειγμα, «το Α είναι το Β» και μπορούν επίσης να δείξουν το βαθμό στον οποίο αληθεύουν. Αυτό είναι γνωστό σαν λογική εξάρτηση, αφού κάποιος μπορεί να δηλώσει ότι το «Α» είναι το «Β», ενώ το «Γ» είναι αληθές. Αν αλλάξει τιμή (πάψει να είναι αληθές) το «Γ», τότε θα αλλάξουν και τα «Α» και «Β».

Ως παράδειγμα αυτής της υπόθεσης θα πάρουμε έναν ειδικό που κάνει «διάγνωση» σε ένα σύστημα (μηχάνημα). Υποθέτει ότι υπάρχει κάποια βλάβη. Κατά συνέπεια, θα υπάρχουν ορισμένα χαλασμένα εξαρτήματα. Αν παρ' όλα αυτά, αργότερα, σε κάποιο σημείο συμπεράνει ότι «η μηχανή δεν έχει καεί», τότε οι υποθέσεις που έχει κάνει σχετικά με τα εξαρτήματα, δε θα εξακολουθούν να είναι αληθείς. Το σύστημα μπορεί, επίσης, να διακρίνει τη διαφορά μεταξύ ψευδών και άγνωστων γεγονότων.

Οι στρατηγικές εξαγωγής συμπερασμάτων, στο σύστημα ART, είναι η προς τα εμπρός και η προς τα πίσω αλυσίδα.

5.7 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των Ε.Σ.

Τα καλογραμμένα έμπειρα συστήματα μπορούν να έχουν ορισμένα πλεονεκτήματα, σε σχέση πάντα με το «ανθρώπινο σύστημα». Τα δύο σημαντικότερα είναι:

[α]. Διαθεσιμότητα: Αν η γνώση ενός ειδικού αποθηκευτεί σε ένα αρχείο, τότε είναι δυνατό να διανεμηθεί ευρύτερα με αρκετή ευκολία.

[β]. Συνέπεια: Οι ειδικοί μπορεί να μην εργάζονται ορισμένες ημέρες και επίσης να είναι μεροληπτικοί για διάφορους λόγους. Ένα Ε.Σ., από την άλλη πλευρά, θα καταλήγει πάντα στην ίδια λύση, για το ίδιο πρόβλημα και δε θα επηρεάζεται από ανθρώπινες προτιμήσεις-αδυναμίες.

Υπάρχουν, όμως, και μερικά χαρακτηριστικά μειονεκτήματα για τα Ε.Σ., που αφορούν στα παρακάτω:

[α]. Επιλογή του γνωστικού χώρου εφαρμογής: Μερικές γνωστικές περιοχές είναι πιο κατάλληλες από άλλες για εφαρμογή των Ε.Σ. Προς το παρόν, όμως, δεν υπάρχει μια εύκολη και αποτελεσματική τεχνική, που να βοηθάει στην επιλογή της κατάλληλης περιοχής για εφαρμογή ενός Ε.Σ..

[β]. Έλεγχος: Ο έλεγχος των Ε.Σ., ειδικά σε ορισμένους γνωστικούς χώρους όπου το σύστημα χρησιμοποιείται περισσότερο για να βοηθήσει να ληφθούν αποφάσεις, παρά να προσφέρει απλά συμβουλή, είναι αρκετά κρίσιμος όσο

και δύσκολος. Ο χρήστης πρέπει να είναι σίγουρος, ότι η συμβουλή, που προσφέρει το σύστημα, είναι η καλύτερη δυνατή και μάλιστα αφού έχει λάβει υπόψη του όλες τις παρενέργειες. Τελικά, όμως, αυτό είναι θέμα υπευθυνότητας - ποιος είναι υπεύθυνος; Ο άνθρωπος που χρησιμοποίησε το Ε.Σ., ο άνθρωπος που κατασκεύασε το Ε.Σ., ο άνθρωπος που πρόσφερε τη γνώση του για το Ε.Σ. ή, τέλος, ο άνθρωπος που είναι αρμόδιος για να χειρίζεται το Ε.Σ.; Προς το παρόν, το νομικό θέμα που προκύπτει στο χώρο αυτό είναι αρκετά πολύπλοκο.

[γ]. Αβεβαιότητα: Στην πραγματικότητα δεν ασχολούμαστε μόνο με αληθή ή ψευδή γεγονότα. Συχνά είμαστε σίγουροι μόνο ως ένα βαθμό για ένα γεγονός για παράδειγμα. είμαστε 80% σίγουροι, ότι «αφήσαμε τα χαρτιά στο σπίτι». Έτσι, το Ε.Σ. πρέπει να αντιμετωπίζει την αβεβαιότητα. Υπάρχει, όμως, ένα σημαντικό θεωρητικό πρόβλημα στην εύρεση έγκυρων στατιστικών κανόνων, που θα ισχύουν για το είδος της λογικής σκέψης (εξήγησης) των πιθανοτήτων (probabilistic reasoning), που πρέπει να χρησιμοποιηθούν στα Ε.Σ.

[δ]. Περιορισμοί: Ένας ειδικός γνωρίζει τα όρια των ικανοτήτων του. Ένα σύστημα, εκτός και αν έχει προγραμματιστεί με αυτόν τον τρόπο, δεν τα γνωρίζει.

[ε]. Αποδοχή χρηστών: Η εισαγωγή της τεχνολογίας των Ε.Σ. σε μια εταιρία έχει σοβαρές επιπτώσεις στην οργάνωση και τη διοίκηση της εταιρίας. Αυτοί οι παράγοντες, που επηρεάζουν σοβαρά τη χρήση των Ε.Σ., θα πρέπει να ληφθούν υπόψη. Διαφορετικά, μπορεί το Ε.Σ. να αντιμετωπίσει σοβαρή αντίδραση μέσα στην επιχείρηση, ιδιαίτερα από τους πιθανούς χρήστες του.

[στ]. Απόκτηση γνώσης: Το πιο σοβαρό πρόβλημα, για την ανάπτυξη των Ε.Σ., είναι η καθυστέρηση που προκαλείται από τη διαδικασία απόκτησης της γνώσης. Η διαδικασία της απόσπασης (εκμαίευσης) και αποθήκευσης της γνώσης του ειδικού είναι συχνά μια μακρόχρονη και χρονοβόρα διαδικασία.

Ο Πίνακας 2 συνοψίζει τα πλεονεκτήματα-μειονεκτήματα ενός έμπειρου συστήματος έναντι του ανθρώπου-ειδικού:

Πίνακας 5.2 Πλεονεκτήματα/Μειονεκτήματα Έμπειρου Συστήματος σε σχέση με Άνθρωπο-Ειδικό (Πηγή: Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Ρεφανίδης, Κόκκορας και Σακελλαρίου, 2002)

ΑΝΘΡΩΠΟΣ ΕΙΔΙΚΟΣ		ΕΜΠΕΙΡΟ ΣΥΣΤΗΜΑ	
Μειονεκτήματα	Γνώση διαθέσιμη όταν ο ίδιος είναι παρών	Πλεονεκτήματα	Γνώση πάντα διαθέσιμη.
	Δυσκολία μεταφοράς-αποτύπωσης γνώσης		Ευκολία μεταφοράς-αποτύπωσης γνώσης
	Συναισθηματικές παρορμήσεις		Εργάζεται με συνέπεια
	Η απόδοση του επηρεάζεται από εξωγενείς παράγοντες		Εργάζεται οπουδήποτε
	Υψηλό κόστος		Χαμηλό κόστος λειτουργίας / Υψηλό κόστος ανάπτυξης
	Υποκειμενικότητα		Αντικειμενικότητα αν η γνώση προέρχεται από πολλούς ειδικούς
Πλεονεκτήματα	Δημιουργικότητα, Ευρύνοια	Μειονεκτήματα	Απουσία έμπνευσης, Περιορισμένο πεδίο σκέψης
	Κοινή λογική		Δυσχέρεια στη μεταφύτευση της κοινής λογικής
	Γνώση των ορίων και δυνατοτήτων τους (μετα-γνώση)		Έλλειψη μετα-γνώσης
	Εκφραστική και λειτουργική επεξήγηση του τρόπου σκέψης τους		Μηχανική επεξήγηση του τρόπου λήψης απόφασης
	Ο έλεγχος της γνώσης γίνεται υποσυνείδητα		Πρέπει η γνώση να ελέγχεται για ορθότητα, πληρότητα και
	Αυτονομία στη μάθηση		Πρέπει να προγραμματιστούν για να μαθαίνουν αυτόματα
	Απόκριση σε πραγματικό χρόνο		Δυσκολία απόκρισης σε πραγματικό χρόνο

5.8 Αξιοπιστία Έμπειρων Συστημάτων

Το βασικό ερώτημα που δημιουργείται πάντα σε όποιον ασχολείται για πρώτη φορά με τα έμπειρα συστήματα, είναι αν αποτελούν συσκευές, όπως άλλα ανθρώπινα εργαλεία, ή κρύβουν μέσα τους περισσότερα απ' όσα μπορούμε να δούμε.

Τα έμπειρα συστήματα είναι, χωρίς αμφιβολία, πολύ χρήσιμα και μπορούν να χρησιμοποιηθούν ποικιλοτρόπως. Όμως πολλοί αναρωτιούνται εάν τα ωφέλη από τη χρήση τους αντισταθμίζουν την αυξημένη πολυπλοκότητα που παρουσιάζουν κυρίως όσα χρησιμοποιούνται σε αληθινές καταστάσεις.

Μερικά από τα ερωτήματα που απασχολούν όσους ασχολούνται με τα Ε.Σ είναι εάν οι συμβουλές που παρέχει το Ε.Σ μπορεί να είναι επικίνδυνες, αν είναι καλές, αν υπολογίζουν παρενέργειες, παγίδες και λάθος εκτιμήσεις. Αυτές είναι πολύ περίεργες απαιτήσεις για ένα απλό σύστημα. Έτσι αποδεικνύεται ότι τα Ε.Σ είναι κατά κάποιο τρόπο διαφορετικά από άλλα είδη συστημάτων.

Η αξιοπιστία ενός Ε.Σ συνδέεται άμεσα με τη μεταβλητότητα της απόδοσής του. Γενικά, ένα πολύ αξιόπιστο σύστημα είναι αυτό που αποδίδει σωστά, σύμφωνα με τις προδιαγραφές και η μεταβλητότητα της απόδοσής του είναι, συνεπώς, χαμηλή. Αντίθετα, ένα σύστημα με χαμηλή αξιοπιστία είναι αυτό που η μεταβλητότητα της απόδοσής του είναι υψηλή.

Δυο δείκτες αξιοπιστίας είναι η εσωτερική και η εξωτερική αξιοπιστία. Η εσωτερική χρησιμοποιείται για να χαρακτηρίσει τον τρόπο δουλειάς του Ε.Σ, την αξιοπιστία των εσωτερικών λειτουργιών και των μηχανισμών του. Αναφέρεται σε προβλήματα που παρουσιάζονται κατά την αναπαράσταση της γνώσης, το συνδυασμό αριθμητικών και σημασιολογικών πληροφοριών, τη διαχείριση αβεβαιότητας και ανακρίβειας και τη φύση των μηχανισμών εξαγωγής συμπερασμάτων (inference engines) και αποτελεί μέρος του προβλήματος. Αντίθετα με την εσωτερική, η εξωτερική αξιοπιστία παρουσιάζει την εικόνα του Ε.Σ που έχει ο χρήστης, δηλαδή πόσο αξιόπιστο θεωρείται ότι είναι το σύστημα, σαν μέρος της λύσης. Τα συνήθη προβλήματα εδώ είναι πώς μπορούμε να εμπιστευτούμε το Ε.Σ, πώς λειτουργεί σαν συνθετικό ενός μεγαλύτερου συστήματος και, κυρίως, πώς εκτιμάται η ποιότητα των συμβουλών του. Η εξωτερική αξιοπιστία αποτελεί μέρος της λύσης.

Τα πεδία των «κλασσικών» Ε.Σ προσανατολίζονται σε ένα σύνολο μη δυναμικών προβλημάτων όπως ιατρική διάγνωση, ανάλυση δεδομένων και διαμόρφωση συστήματος. Αντιθέτως τα νεότερα πεδία είναι δυναμικά, όπως

- Ο σκοπός του συλλογισμού μπορεί να αλλάξει κατά τη διάρκεια του συλλογισμού.
- Η απάντηση μπορεί να απαιτείται να δοθεί μέσα σε ένα ακριβές χρονικό όριο
- Πλήρεις περιγραφές των συστημάτων είτε δεν είναι διαθέσιμες (οικονομοτεχνικές, κυρίως), είτε είναι ελλιπείς και υπερβολικά σύνθετες.

Παρά τα προβλήματα αυτά, τα Ε.Σ βρίσκουν αυξημένη εφαρμογή σε πολύ σύνθετα και δυναμικά πεδία. Ο λόγος είναι ότι πιθανώς τα Ε.Σ είναι η μόνη λογική λύση σε προβλήματα που αλλιώς θα παρέμεναν άλυτα ή θα γίνονταν αντικείμενο κάποιου αβοήθητου ανθρώπου ειδικού. Η ανθρώπινη γνώμη και ικανότητα είναι, φυσικά, ακόμα η καλύτερη λύση σ' αυτά τα προβλήματα - για ακριβή προβλήματα, μάλιστα, είναι ακόμα και η μόνη λύση. Αλλά από τη στιγμή που ο αριθμός των σύνθετων εφαρμογών συνεχίζει να μεγαλώνει και την ίδια στιγμή οι απαιτήσεις για απόδοση σφίγγουν, η εύρεση πρόσθετων λύσεων γίνεται επιτακτική. Η ανθρώπινη γνώμη είναι αδύναμη και περιορισμένη και δεν είναι πάντα πολύ αξιόπιστη. Είναι, επομένως, απαραίτητο να ενισχυθεί και να συμπληρωθεί τεχνητή λογική, όπου είναι δυνατό.

Το παράδοξο στην εφαρμογή των Ε.Σ είναι ότι τα θέλουμε να κάνουν τέλεια, πράγματα που δεν μπορούμε να κατανοήσουμε. Το κυριότερο πρόβλημα είναι ότι η φύση της ανθρώπινης εμπειρίας είναι απατηλή. Είτε πρέπει να συμπεραίνεται από ότι παρατηρείται, είτε να εξωτερικεύεται μέσω ελεγχόμενων και επαναλαμβανόμενων περιγραφών.

5.8.1 Η ανεξαρτησία των Ε.Σ

Ο σκοπός ενός Ε.Σ, ή πιο γενικά ενός συστήματος υποστήριξης αποφάσεων, είναι να προάγει την ποιότητα της πληροφορίας για τον αποφασίζων. Αυτό βασικά γίνεται με το να επιλέγει ή να παράγει τη σωστή πληροφορία (αποφασίζοντας τι), παρουσιάζοντας την πληροφορία με το σωστό τρόπο (αποφασίζοντας πώς) και παρουσιάζοντας την πληροφορία την κατάλληλη στιγμή (αποφασίζοντας πότε).

Στη λήψη αποφάσεων, η ευθύνη μπορεί να αναφέρεται στο ποιος είναι υπεύθυνος κατά το νόμο, αλλά και στο ποιος είναι υπεύθυνος με την έννοια του να έχει γνώση του τι αφορούσε η απόφαση (τις συνθήκες, τις εναλλακτικές, τις επιπτώσεις). Όσο τα Ε.Σ γίνονται ισχυρότερα και εξυπνότερα μέσω της διαδικασίας μάθησης, τόσο το πρόβλημα της ευθύνης στη λήψη αποφάσεων γίνεται πιο σημαντικό. Η λύση σ' αυτό το πρόβλημα εξαρτάται πάρα πολύ από το πώς εφαρμόζεται το Ε.Σ στην πράξη. Η γενική ιδέα είναι ότι ένα Ε.Σ θα έπρεπε να είναι ένα εργαλείο, μάλλον, παρά ένας συνεργάτης του ανθρώπου που αποφασίζει, θα έπρεπε να τον βοηθά κι όχι να τον αντικαθιστά.

Τελικά, αυτό είναι κατά κάποιο τρόπο μια αυταπάτη. Σε κάθε διαδικασία υπάρχουν, για παράδειγμα, μεγάλα κομμάτια που έχουν αυτοματοποιηθεί έτσι, ώστε οι αποφάσεις να παίρνονται πάντα σε χαμηλό επίπεδο χωρίς να

ανακατεύουν το χρήστη και συχνά χωρίς να τον πληροφορούν γι' αυτό. Αυτό συμβαίνει επειδή η πολυπλοκότητα των διαδικασιών και το πλήθος των θεμάτων είναι τέτοια που αδύνατο για ένα αβοήθητο άνθρωπο να τα ελέγξει. Η γενική ιδέα στην εφαρμογή της τεχνολογίας των υπολογιστών και των πληροφοριών, είναι τα θέματα ρουτίνας να αναλαμβάνονται από τους υπολογιστές. Καθώς όμως η δύναμή τους μεγαλώνει και η γκάμα των θεμάτων προχωρεί από τη διαχείριση πληροφοριών στη διαχείριση γνώσης, όλο και περισσότερα θέματα γίνονται ρουτίνα και αναλαμβάνονται από υπολογιστές. Το άμεσο όφελος αυτής της ανάπτυξης είναι ότι απαλλάσσει το χρήστη από πολλά τετριμμένα θέματα που, ούτως ή άλλως, γίνονται καλύτερα και πιο αξιόπιστα από μηχανήματα. Το μειονέκτημα, όμως, είναι ότι ο χρήστης αφήνεται σταδιακά εκτός διαδικασίας.

Ένας τρόπος να περιγραφεί η απομόνωση αυτή του χρήστη, είναι η παρακάτω 'κλίμακα αυτοματοποίησης' ή 'κλίμακα ανεξαρτησίας' που χαρακτηρίζει το βαθμό ανεξαρτησίας:

1. Ο Η/Υ δεν προσφέρει καμιά βοήθεια.
2. Ο Η/Υ προσφέρει πλήρες σύνολο εναλλακτικών.
3. Ο Η/Υ περιορίζει την επιλογή σε ένα καθορισμένο σύνολο.
4. Ο Η/Υ προτείνει μια εναλλακτική.
5. Ο Η/Υ εκτελεί αυτό που πρότεινε αν ο άνθρωπος-χρήστης εγκρίνει.
6. Ο Η/Υ επιτρέπει στο χρήστη να ασκήσει βέτο πριν την αυτόματη εκτέλεση.
7. Ο Η/Υ ενημερώνει υποχρεωτικά το χρήστη πριν την αυτόματη εκτέλεση.
8. Ο Η/Υ ενημερώνει το χρήστη μετά την αυτόματη εκτέλεση, μόνο εάν ο χρήστης το ζητήσει.
9. Ο Η/Υ ενημερώνει το χρήστη, μόνο εάν ο Η/Υ το αποφασίσει.
10. Ο Η/Υ αποφασίζει τι να κάνει, το κάνει, και δεν το λει στον άνθρωπο.

Ο όρος Η/Υ μπορεί, φυσικά, να αντικατασταθεί από τον όρο Ε.Σ.

5.8.2 Αξιολόγηση των Ε.Σ

Η αυξανόμενη εφαρμογή των Ε.Σ σε θέματα ρουτίνας και η επικείμενη σταδιακή αυτοματοποίηση της γνώσης, έχει δημιουργήσει την ανάγκη για εξασφάλιση της ποιότητας του καινούριου αυτού εργαλείου, μια ανάγκη για αξιολόγηση των Ε.Σ.

Έτσι, η λίστα των πλεονεκτημάτων των Ε.Σ, θα πρέπει να συμπληρωθεί με μια λίστα των συνθηκών που θα πρέπει να πληρούνται, ώστε τα Ε.Σ να είναι πραγματικά χρήσιμα.

Ο πρωταρχικός στόχος της αξιολόγησης θα έπρεπε να είναι η επικοινωνία μεταξύ του χρήστη και του συστήματος, όπως, για παράδειγμα, ο ρόλος του Ε.Σ σαν ένα στήριγμα στο χρήστη για να φέρει σε πέρας ένα έργο. Σύμφωνα με αυτό, μια αξιολόγηση ενός Ε.Σ μπορεί να αποτελείται από τρεις διαφορετικές όψεις. Η πρώτη είναι η αξιοπιστία του, η δεύτερη είναι η ισχύς του και η τρίτη είναι η χρηστικότητα του.

Σαφή Κριτήρια Αξιολόγησης

Διόρθωση της τελικής απόφασης, όπως, για παράδειγμα, όταν το εξαγόμενο από το Ε.Σ (η επιλεγμένη εναλλακτική, η δοσμένη συμβουλή ή σύσταση), περιλαμβάνει τις ανάγκες της κατάστασης και τα κριτήρια για μια καλή λύση. Ξεκάθαρα, εάν η πληροφορία ήταν ελλιπής, αβέβαιη ή λανθασμένη, θα πρέπει να μειθούν οι απαιτήσεις για ορθότητα της συμβουλής.

Η ακρίβεια της τελικής απόφασης, δηλαδή το μέγεθος που οι επιπτώσεις της συνιστώμενης εναλλακτικής, ήταν ικανοποιητικές.

Διόρθωση των τεχνικών συμπερασματολογίας, για παράδειγμα όταν η εσωτερική λογική του Ε.Σ αποτελεί μέρος της σχεδίασης.

Ευαισθησία, δηλαδή η ελάχιστη μεταβολή των δεδομένων που απαιτείται για να αλλάξει η εξαγόμενη απόφαση. Αυτό είναι σημαντικό τόσο στην περίπτωση της υπερευαισθησίας, όσο και στην περίπτωση της μειωμένης ευαισθησίας. Η ευαισθησία σχετίζεται στενά με την αποδοτικότητα του Ε.Σ. Θα έπρεπε να αντιδρά σε πραγματικές αλλαγές των δεδομένων, αλλά να παραβλέπει εκείνες που είναι πρόχειρες ή ασήμαντες, ακριβώς όπως θα έκανε ένας ειδικός.

Η ισχύς αναφέρεται στην ικανότητα να απορροφά και να αντισταθμίζει τις μη τυποποιημένες εισόδους (θόρυβο, ενοχλήσεις, ελλείψεις, αντιφάσεις, κτλ). Η ισχύς μπορεί να ειπωθεί σαν ένα εκλεκτικό είδος ευαισθησίας. Το Ε.Σ θα έπρεπε να είναι ευαίσθητο σε συγκεκριμένες φόρμες δεδομένων και να αγνοεί τις υπόλοιπες.

Η ποιότητα της επικοινωνίας μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή είναι το απόγειο της χρηστικότητάς του. Μεγάλη σημασία δίνεται στη σχεδίαση του interface και στην εργονομία των συστημάτων.

5.8.3 Αναπαράσταση Γνώσης και Μηχανισμοί Εξαγωγής Συμπερασμάτων

Το Πρόβλημα της Ελλιπούς Γνώσης

Η γνώση μπορεί να είναι ελλιπής κατά δυο διαφορετικές έννοιες. Η έλλειψη μπορεί να αναφέρεται σε ατομικά κομμάτια γνώσης ή στη βάση της γνώσης. Ελλιπής γνώση κατά την πρώτη έννοια σημαίνει ότι η γνώση για ένα συγκεκριμένο κομμάτι (ένα συνθετικό, ένα γεγονός, μια σχέση), περιέχεται στη βάση της γνώσης αλλά τα μέρη που το αποτελούν έχουν χαθεί. Ελλιπής γνώση κατά τη δεύτερη έννοια σημαίνει ότι ένα ολόκληρο κομμάτι απουσιάζει, επειδή πιθανώς το φαινόμενο είναι τελείως άγνωστο ή ανεξακρίβωτο από τους σχεδιαστές και τους χρήστες. Η γνώση, γενικά, είναι ελλιπής επειδή η ανθρώπινη γνώση είναι ελλιπής.

Αβεβαιότητα και Ανακρίβεια. Το Ατυχές Πάντρεμα Συμβόλων και Αριθμών

Η γνώση για ένα είδος μπορεί να είναι ελλιπής εάν είναι είτε αβέβαιη είτε ανακριβής. Αυτό μπορεί να εκφραστεί χρησιμοποιώντας τους όρους βεβαιότητα (c) και πιθανότητα (π). Η βεβαιότητα είναι το άθροισμα των πληροφοριών που βεβαιώνει ένα γεγονός, ενώ η πιθανότητα είναι το άθροισμα των πληροφοριών που δεν αρνείται ένα γεγονός. Αυτό, όμως, δημιουργεί προβλήματα κατά δυο έννοιες. Αρχικά, οι ειδικοί εκφράζουν αβεβαιότητα σε σημασιολογικές έννοιες (γλώσσα, σύμβολα) περισσότερο, παρά στους αριθμούς. Κατά δεύτερον, αριθμοί και σύμβολα δεν συνδυάζονται εύκολα σε πληροφοριακά συστήματα ή σε συστήματα διαχείρισης γνώσης.

Η λύση στο πρώτο πρόβλημα είναι να δεχτούμε ότι η γνώση που αποκτάται από τους ειδικούς θα είναι σε σημασιολογικούς όρους και μετά να βρούμε ένα τρόπο να τη μεταφράσουμε σε αριθμητικούς όρους. Το δεύτερο πρόβλημα είναι πιο δύσκολο να λυθεί. Ένα Ε.Σ λειτουργεί με ένα σύνολο συμβόλων και αριθμών, αλλά η μεταξύ τους μετάφραση δεν είναι πάντα εύκολη. Έχει αναφερθεί ότι πρόκειται για ένα ατυχές πάντρεμα συμβόλων και αριθμών.

Οι Μηχανισμοί Εξαγωγής Συμπερασμάτων

Ο εξαγωγέας συμπερασμάτων είναι τις περισσότερες φορές ο κεντρικός μηχανισμός ενός Ε.Σ. Ο τρόπος που δουλεύει είναι ζωτικός για το πως συνδυάζονται οι κανόνες και ακολουθούν τα συμπεράσματα, αλλά και για τον πιθανό ρόλο και τις επιπτώσεις της αβεβαιότητας και της ανακρίβειας. Στις σχέσεις μεταξύ των μηχανισμών συναντώνται οι παρακάτω δυσκολίες που απαιτούν ιδιαίτερη προσοχή

- Η αξιολόγηση των συνθηκών και ο πολλαπλασιασμός της αβεβαιότητας μπορεί να συγκρουστούν
- Είναι αδύνατο να μεταπηδήσεις προς τα πίσω, από συμπεράσματα σε γεγονότα.
- Εάν στην εξαγωγή συμπερασμάτων διασαφηνίζονται απλοί κανόνες, τότε συνδυασμοί γεγονότων και συνθηκών δεν μπορούν να χειριστούν. Και εάν οι συνδυασμοί συμπεριλαμβάνονται, μια απλή κατάσταση μπορεί να φέρει πολλαπλές επιπτώσεις, ακόμα και αντιφατικές. Μια λύση είναι να επεκταθούν οι κανόνες να χρησιμοποιούν την αρχή της επίλυσης.
- Εάν χρησιμοποιείται συνδυασμός είναι λογικό να υποθέσουμε ότι και οι δυο πηγές είναι αξιόπιστες αλλά μπορεί να αλληλοσυγκρούονται. Μια λύση εδώ είναι να χρησιμοποιούνται διαζευκτικοί συνδυασμοί καλύτερα παρά συζευκτικοί.

Είναι υπερβολικά σημαντικό να λαμβάνουμε υπ' όψη την αβεβαιότητα στα Ε.Σ, αλλά προς το παρόν δεν υπάρχουν αποδεκτές λύσεις ούτε συστήματα που να μπορούν να χειριστούν την αβεβαιότητα επαρκώς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Μηχανική μάθηση

6.1 Εισαγωγή

Στην ενότητα αυτή σκιαγραφείται η επιστημονική περιοχή της *μηχανικής μάθησης* (*machine learning*), η οποία αποτελεί πλέον κυρίαρχη προσέγγιση σε πλήθος εφαρμογών. Η διεξοδική περιγραφή του χώρου δεν αποτελεί στόχο της ακόλουθης παρουσίασης (για μία πολύ καλή εισαγωγή δείτε το [Mitchell, 1996]).

Η μηχανική μάθηση έχει ως σκοπό τη δημιουργία μηχανών ικανών να μαθαίνουν, δηλαδή ικανών να βελτιώνουν την απόδοσή τους σε κάποιους τομείς μέσω της αξιοποίησης προηγούμενης γνώσης και εμπειρίας. Αν και απέχουμε πάρα πολύ από τη δημιουργία μηχανών που να μαθαίνουν τόσο καλά και τόσο μεγάλη ποικιλία πραγμάτων όσο ο άνθρωπος, έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι για συγκεκριμένες περιοχές μάθησης, οι οποίοι έχουν επιτρέψει την εμφάνιση εμπορικών εφαρμογών με σημαντική επιτυχία. Για προβλήματα όπως η αναγνώριση φωνής (*speech recognition*) και η εξόρυξη γνώσης (*data mining*) από μεγάλες βάσεις δεδομένων, η χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης αποτελεί πλέον ρουτίνα, ενώ έχουν σχεδιαστεί προγράμματα ικανά από το να μαθαίνουν να παίζουν τάβλι σε επίπεδο ανάλογο με των παγκόσμιων πρωταθλητών [Tesauro, 1995] μέχρι να μαθαίνουν να οδηγούν αυτόνομα οχήματα σε δημόσιες λεωφόρους [Pomerleau, 1989]. Επίσης, έχουν δημοσιευθεί θεωρητικά αποτελέσματα σχετικά με τις θεμελιώδεις σχέσεις μεταξύ του όγκου της εμπειρίας που είναι διαθέσιμος, του αριθμού των υπό θεώρηση υποθέσεων και του προβλεπόμενου λάθους στην επιλεγείσα υπόθεση, ενώ έχουν αρχίσει να εμφανίζονται μοντέλα μάθησης για τον άνθρωπο και τα ζώα και να συσχετίζονται με τους αλγόριθμους που έχουν αναπτυχθεί για υπολογιστές. Μερικές σύγχρονες κατευθύνσεις της μηχανικής μάθησης δίνονται στο [Dietterich, 1997].

Ένας αρκετά γενικός ορισμός που θα μπορούσε να δοθεί για τη μηχανική μάθηση δίνεται στο [Mitchell, 1996]:

" Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέμε ότι *μαθαίνει* από την εμπειρία E ως προς κάποια κλάση εργασιών T και μέτρο απόδοσης P , αν η απόδοση του σε εργασίες από το T , όπως μετριέται από το P , βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας E ."

Για παράδειγμα, το πρόβλημα της αυτόματης κατηγοριοποίησης κειμένου θα μπορούσε να προσδιοριστεί σύμφωνα με τον παραπάνω ορισμό ως εξής:

- Έργο T : Η κατάταξη κειμένων φυσικής γλώσσας σε ένα προκαθορισμένο σύνολο θεματικών κατηγοριών.
- Μέτρο απόδοσης P : Το ποσοστό των κειμένων που ταξινομήθηκαν σωστά.
- Εμπειρία E : Ένα σύνολο από κείμενα με γνωστή κατηγοριοποίηση.

Πολλές φορές, το πρόβλημα της βελτίωσης της απόδοσης P στην εργασία T μπορεί να αναχθεί στο πρόβλημα της προσέγγισης μιας *συνάρτησης-στόχου* (*target function*) ή *αντικειμενικής συνάρτησης* (*object function*), γεγονός που απλοποιεί τους περαιτέρω συλλογισμούς. Σε κάποια προβλήματα η συνάρτηση-στόχος είναι προφανής, ενώ σε άλλα δεν είναι και η επιλογή της αποτελεί καίρια σχεδιαστική επιλογή.

Πεδίο ορισμού αυτής της συνάρτησης είναι ένα σύνολο οντοτήτων σε κάποια δεδομένη αναπαράσταση, η οποία αποτελεί το *χώρο στιγμιότυπων* (*instance space*) του προβλήματος. Η πλέον συνηθισμένη αναπαράσταση είναι αυτή που παρέχει το *μοντέλο του διανυσματικού χώρου* (*vector space model*, [Salton & McGill, 1983]). Σύμφωνα με αυτό το μοντέλο, οι οντότητες αναπαρίστανται ως διανύσματα, τα στοιχεία των οποίων αναπαριστούν τα *χαρακτηριστικά* (*features* ή *attributes*) της οντότητας που έχουν επιλεγεί ως σχετικά για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Τα χαρακτηριστικά μπορούν να παίρνουν συμβολικές ή αριθμητικές τιμές. Για παράδειγμα, αν οι οντότητες αντιπροσωπεύουν μανιτάρια και το ζητούμενο είναι το αν αυτά είναι δηλητηριώδη, το διάνυσμα που αντιστοιχεί σε κάθε μανιτάρι είναι δυνατόν να περιλαμβάνει χαρακτηριστικά όπως την οσμή του, την προέλευση του, το βάρος του κ.ά.

Οι τιμές της συνάρτησης-στόχου μπορεί να είναι πρακτικά οτιδήποτε: Αριθμητικές ή συμβολικές, διακριτές ή συνεχείς, βαθμωτές ή διανυσματικές, κ.ο.κ. Ακόμα είναι δυνατόν να έχουν φυσική σημασία (π.χ. θεματικές κατηγορίες στο πρόβλημα της ΚΚ) ή να μην έχουν (π.χ. ένας αριθμός που εκτιμά πόσο καλή είναι η κατάσταση σε μια σκακιέρα για κάθε παίκτη).

Ο παραπάνω ορισμός που δόθηκε για τη μηχανική μάθηση αναφέρεται

στην πραγματικότητα στην περίπτωση της *μάθησης υπό επίβλεψη* (*supervised learning*), όπως λέγεται, υπό την έννοια πως η διαδικασία της μάθησης μπορεί να θεωρηθεί πως επιβλέπεται από ειδικούς που γνωρίζουν την τιμή της συνάρτησης-στόχου για τα στιγμιότυπα που ανήκουν στην E . Δεν είναι όλα τα προβλήματα μάθησης επιβλεπόμενα - ένα παράδειγμα *μη επιβλεπόμενης* (*unsupervised*) μάθησης είναι αυτό της *ομαδοποίησης εγγράφων* (*document clustering*), κατά το οποίο το ζητούμενο είναι να ομαδοποιηθούν τα έγγραφα σε κατηγορίες, άγνωστες εκ των προτέρων. Στη μη επιτηρούμενη μάθηση, δεν παρέχεται κάποια εμπειρία E για να καθοδηγήσει τη μάθηση, αλλά ο στόχος είναι να αναδειχθεί η δομή οργάνωσης των δεδομένων μέσω κάποιου ή κάποιων κατάλληλα επιλεγμένων κριτηρίων "ομοιότητας".

Γενικά, το ζητούμενο στην περίπτωση της μάθησης υπό επίβλεψη είναι να κατασκευαστεί ένα *μοντέλο* (ή αλλιώς *υπόθεση*) που να αναπαριστά τη γνώση που παρέχεται μέσω της εμπειρίας E και το οποίο στη συνέχεια πρόκειται να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση νέων (μη παρατηρηθέντων) στιγμιότυπων. Κατά κανόνα, οι προβλέψεις του προκύπτοντος μοντέλου (οι τιμές της συνάρτησης που προσεγγίζει τη συνάρτηση-στόχο) θα επαληθεύονται (θα ισούνται με την τιμή της συνάρτησης-στόχου) για την πλειοψηφία από τα στοιχεία που περιλαμβάνονται στην E , τα οποία λέγονται *στιγμιότυπα εκπαίδευσης* (*training instances*). Μία θεμελιώδης υπόθεση στην οποία στηρίζονται οι περισσότεροι αλγόριθμοι και η θεωρία στη μηχανική μάθηση είναι πως η κατανομή των στιγμιότυπων εκπαίδευσης είναι αντιπροσωπευτική της γενικής κατανομής των στιγμιότυπων στον υπό μοντελοποίηση χώρο. Οι προβλέψεις ενός μοντέλου για μελλοντικά (άγνωστα) στιγμιότυπα είναι περισσότερο αξιόπιστες αν τα στιγμιότυπα εκπαίδευσης ακολουθούν παρόμοια κατανομή με αυτή των μελλοντικών. Αν και αυτή η υπόθεση είναι αναγκαία για να εξάγουμε θεωρητικά αποτελέσματα, στην πράξη συχνά παραβιάζεται.

Σε μια πρώτη προσέγγιση ακούγεται αρκετά λογικό πως κάθε υποψήφιο προς επιλογή μοντέλο θα πρέπει να επαληθεύεται από όλα τα στιγμιότυπα εκπαίδευσης, ή όπως λέγεται, το μοντέλο θα πρέπει να είναι *συνεπές* (*consistent*). Στην πράξη, πέρα από το γεγονός πως δεν είναι βέβαιο ότι υπάρχει ακριβώς ένα τέτοιο μοντέλο, ακόμα κι αν υπάρχει και βρεθεί, δεν είναι σίγουρα κι η καλύτερη λύση. Η αιτία είναι το φαινόμενο του *overfitting*, το οποίο θα μπορούσε να αποδοθεί ως το υπερβολικό ταίριασμα με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Μία υπόθεση h λέγεται πως *υπερταιριάζει* (*overfits*) με τα δεδομένα εκπαίδευσης αν υπάρχει μια άλλη υπόθεση h' τέτοια ώστε η h να έχει μικρότερο σφάλμα από την h' για τα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά η h' να έχει μικρότερο

σφάλμα από την h για τη συνολική κατανομή των στιγμιότυπων. Η h' δηλαδή είναι καλύτερη προσέγγιση του πραγματικού μοντέλου από την h . Οι κύριοι λόγοι εμφάνισης του overfitting είναι οι εξής:

- Ο μεγάλος αριθμός παραμέτρων του μοντέλου, ή πιο γενικά η ικανότητα του αλγορίθμου μάθησης να κατασκευάζει ιδιαίτερα πολύπλοκα μοντέλα.
- Η μη κατάλληλη επιλογή των χαρακτηριστικών αναπαράστασης.
- Ο θόρυβος των δεδομένων εκπαίδευσης, δηλαδή τα τυχαία λάθη που είναι δυνατόν να περιέχονται στα δεδομένα. Αν και θα θέλαμε να είχαμε απολύτως αξιόπιστα δεδομένα τα οποία να χρησιμοποιούσαμε για την κατασκευή του ταξινομητή, στην πράξη αυτό δεν είναι πάντα εφικτό. Για παράδειγμα, μπορεί τα δεδομένα να είναι σήματα από βιντεοκάμερες ή μικρόφωνα αλλοιωμένα από τυχαίο ηλεκτρομαγνητικό θόρυβο, ή να προέρχονται από ανακριβείς πειραματικές μετρήσεις σε μη ελεγχόμενο περιβάλλον, όπως αυτές που γίνονται στο διάστημα. Αξίζει να σημειωθεί πως η πιο κοινή πηγή θορύβου είναι ο "ανθρώπινος παράγοντας", π.χ. στην εισαγωγή των δεδομένων. Είναι επομένως λογικό πως ένας ταξινομητής προσαρμοσμένος απόλυτα ή πολύ κοντά στα (θορυβώδη) δεδομένα εκπαίδευσης, δεν αναμένεται να διατηρήσει την υψηλή του απόδοση σε νέα μη παρατηρηθέντα δεδομένα, ή όπως λέγεται δε θα έχει μεγάλη *ακρίβεια γενίκευσης* (*generalization accuracy*).
- Οι τυχαίες κανονικότητες που είναι δυνατόν να εμφανιστούν, σε μικρά κυρίως σύνολα εκπαίδευσης, και οι οποίες μπορούν να οδηγήσουν στη δημιουργία ταξινομητών που έχουν κάνει λανθασμένες, στην πραγματικότητα, γενικεύσεις.

Το overfitting είναι μια σημαντική πρακτική δυσκολία για πολλούς αλγορίθμους μάθησης. Για τη μετρίαση του έχουν επινοηθεί μέθοδοι, τόσο προσαρμοσμένες σε καθέναν από αυτούς, όσο και ανεξάρτητες αλγορίθμου. Βασικός οδηγός στην αποφυγή του είναι η "αρχή" του *ξυραφιού του Occam* (*Occam's Razor*): "μεταξύ όλων των ικανοποιητικών λύσεων, προτιμήστε την απλούστερη".

6.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

Μία οπτική γωνία απ' την οποία μπορεί κανείς να δει τη μηχανική μάθηση είναι αυτή της αναζήτησης, σε ένα πολύ μεγάλο χώρο δυνατών υποθέσεων, μιας υπόθεσης που ταιριάζει "αρκετά καλά" με τα δεδομένα εκπαίδευσης και την τυχόν εκ των προτέρων (a priori) γνώση. Οι διάφοροι επαγωγικοί αλγόριθμοι

μάθησης (*inducers*, για συντομία EAM) που έχουν αναπτυχθεί έως σήμερα διαφέρουν ως προς την υποκείμενη αναπαράσταση του χώρου των δυνατών υποθέσεων, και κατά συνέπεια και του τρόπου που οργανώνουν την αναζήτηση σε αυτό το χώρο. Μερικά παραδείγματα αναπαραστάσεων είναι οι γραμμικοί συνδυασμοί, οι λογικές περιγραφές (λογικοί τύποι), τα δέντρα απόφασης (*decision trees*), τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (*artificial neural networks*), κ. α. Διαφορετικές αναπαραστάσεις είναι κατάλληλες για τη μάθηση διαφορετικών ειδών συναρτήσεων-στόχων. Για κάθε μια από αυτές τις αναπαραστάσεις, ο αντίστοιχος EAM εκμεταλλεύεται τη διαφορετική υποκείμενη δομή για να οργανώσει την αναζήτηση στο χώρο των υποθέσεων.

Μία θεμελιώδης ιδιότητα που χαρακτηρίζει κάθε EAM είναι η *επαγωγική προδιάθεση* ή *κλίση* του (*inductive bias*). Κάθε EAM απαιτεί κάποιου είδους *a priori* υποθέσεις για να μπορέσει να γενικεύσει πέρα από τα παρατηρηθέντα δεδομένα. Διαφορετικά, ένας πλήρως αμερόληπτος αλγόριθμος (*bias-free learner*) ο οποίος δεν κάνει καμιά υπόθεση σχετικά με την ταυτότητα της συνάρτησης-στόχου, δεν έχει κανένα λογικό έρεισμα για να αποφασίσει την τιμή κάποιου άγνωστου στιγμιότυπου. Με διαφορετική διατύπωση, η επαγωγική κλίση ενός EAM L είναι ένα ελάχιστο σύνολο από υποθέσεις, οι οποίες σε συνδυασμό με ένα δοθέν σύνολο εκπαίδευσης και ένα άγνωστο στιγμιότυπο προς κατάταξη, μπορούν να οδηγήσουν *παραγωγικά* (*deductively*) στην πρόβλεψη που δίνει ο L για αυτό το στιγμιότυπο. Οι υποθέσεις αυτές άλλοτε περιορίζουν το χώρο των υπό θεώρηση μοντέλων (*restriction bias* ή *language bias*), άλλοτε επιβάλλουν μια συγκεκριμένη στρατηγική αναζήτησης στο χώρο αυτό, επιβάλλοντας έτσι την προτίμηση κάποιων υποθέσεων ως προς άλλες (*search* ή *preference bias*) και άλλοτε συνδυάζουν και τα δύο. Κατά κανόνα, δεν είναι ρητά διατυπωμένες και είναι έμφυτες στον αλγόριθμο (αν και υπάρχουν και εξαιρέσεις, π.χ. η βασισμένη στις εξηγήσεις μάθηση / *Explanation-Based Learning-EBL*). Η αξία της έννοιας της επαγωγικής κλίσης είναι πως δίνει ένα μη διαδικαστικό τρόπο χαρακτηρισμού της πολιτικής γενίκευσης που χαρακτηρίζει έναν EAM.

Παρακάτω παρουσιάζονται δύο θεωρίες μηχανικής μάθησης, η Μπαιουζιανή (*Bayesian*) και η βασισμένη στα στιγμιότυπα (*instance-based*), μαζί με έναν αλγόριθμο για την κάθε μία. Αυτοί είναι ακριβώς οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για τη σχεδίαση του συστήματος φιλτραρίσματος των spam e-mails και για τα πειράματα που έγιναν για διάφορες δυνατές σχεδιαστικές επιλογές.

6.2.1 Μπαιουζιανή μάθηση

Η Μπαιουζιανή συλλογιστική (*Bayesian reasoning*) παρέχει μια πιθανοτική προσέγγιση στο πρόβλημα του επαγωγικού συμπερασμού. Στηρίζεται στην υπόθεση πως οι υπό μελέτη ποσότητες ακολουθούν πιθανοτικές κατανομές και πως οι βέλτιστες αποφάσεις μπορούν να παρθούν βάσει αυτών των κατανομών και των παρατηρούμενων δεδομένων. Στα πλεονεκτήματα της συγκαταλέγεται η δυνατότητα συνδυασμού της προϋπάρχουσας γνώσης με τα παρατηρούμενα δεδομένα, η θεώρηση πιθανοτικών (μη ντετερμινιστικών) μοντέλων και η εκτίμηση της καταλληλότητας για κάθε μοντέλο, επιτρέποντας έτσι την εξέταση και εναλλακτικών μοντέλων πέραν του εκτιμώμενου βέλτιστου.

Εκτός από την αξία της ως βάση για κάθε πιθανοτική μέθοδο, η επιρροή της Μπαιουζιανής συλλογιστική είναι ευρύτερη. Πολλοί αλγόριθμοι που δε χειρίζονται άμεσα πιθανότητες μπορούν να κατανοηθούν καλύτερα ως προς τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους αν εξετασθούν από μία Μπαιουζιανή προοπτική. Για παράδειγμα, το κριτήριο της ελαχιστοποίησης του αθροίσματος των τετραγώνων των λαθών που χρησιμοποιείται συχνά από μεθόδους παλινδρόμησης (*regression*), μπορεί να δειχθεί με Μπαιουζιανή συλλογιστική ότι υπό ορισμένες συνθήκες δίνει την πιθανότερη υπόθεση με βάση τα δεδομένα. Μέσα στο ίδιο πλαίσιο μπορεί να διατυπωθεί και η γενική αρχή του ελαχίστου μήκους περιγραφής (*minimum description length principle – MDL principle*) [Mitchell 1996].

Στη μηχανική μάθηση, συχνά μας ενδιαφέρει να βρούμε την καλύτερη υπόθεση σε ένα χώρο H με βάση τα γνωστά δεδομένα D . Ένας τρόπος να καθορίσουμε τι εννοούμε λέγοντας καλύτερη είναι να απαιτήσουμε την *πιθανότερη* υπόθεση με βάση τα δεδομένα D και την τυχόν προηγούμενη γνώση για τις πιθανότητες των υποθέσεων στο H . Το θεώρημα του Μπαϊνς (Bayes), το οποίο είναι ο ακρογωνιαίος λίθος της ομώνυμης συλλογιστικής, παρέχει έναν άμεσο τρόπο υπολογισμού της πιθανότητας για μια υπόθεση h . Η έκφραση του είναι η εξής:

$$P(h | D) = \frac{P(D | h)P(h)}{P(D)} \quad (6.1)$$

όπου:

- $P(h | D)$ είναι η πιθανότητα να ισχύει η υπόθεση h με βάση τα παρατηρηθέντα δεδομένα D και καλείται *εκ των υστέρων πιθανότητα* (*posterior probability*) της h , γιατί εκφράζει την εμπιστοσύνη στην h αφού έχουμε δει τα δεδομένα D .

- $P(D|h)$ είναι η πιθανότητα να παρατηρηθούν τα δεδομένα D σε κάποιο κόσμο που η υπόθεση h ισχύει και λέγεται *πιθανοφάνεια (likelihood)* των δεδομένων D δοθείσας της h .
- $P(h)$ είναι η πιθανότητα να ισχύει η υπόθεση h πριν την παρατήρηση των δεδομένων και λέγεται *εκ των προτέρων πιθανότητα (prior probability)* της h . Εκφράζει την προηγούμενη γνώση που τυχόν έχουμε για την ισχύ της h .
- $P(D)$ είναι η πιθανότητα να παρατηρηθούν τα δεδομένα D ανεξαρτήτως της υπόθεσης που ισχύει και λέγεται *εκ των προτέρων πιθανότητα των δεδομένων D* .

Σε πολλές περιπτώσεις, ο αλγόριθμος μάθησης θεωρεί ένα σύνολο υποψήφιων υποθέσεων H και αναζητεί την πιο πιθανή από αυτές δοθέντων των δεδομένων εκπαίδευσης. Μια τέτοια υπόθεση h λέγεται *μέγιστη εκ των υστέρων (maximum a posteriori - MAP)* υπόθεση. Ένας ευθύς τρόπος εύρεσης των MAP υποθέσεων είναι η εφαρμογή του θεωρήματος του Bayes για κάθε υπόθεση στο H και η επιλογή των μέγιστων από αυτές, δηλαδή:

$$h_{MAP} = \underset{h \in H}{\operatorname{argmax}} P(h|D) = \underset{h \in H}{\operatorname{argmax}} \frac{P(D|h)P(h)}{P(D)} = \underset{h \in H}{\operatorname{argmax}} P(D|h)/P(h) \quad (6.2)$$

Στο τελευταίο βήμα, το $P(D)$ παραλήφθηκε γιατί είναι σταθερά ως προς τις υποθέσεις. Μερικές φορές δεν έχουμε καμιά εκ των προτέρων γνώση για τις υποθέσεις h και δεν έχουμε λόγο να πιστεύουμε πως είναι ανισοπίθανες. Τότε μπορούμε να θεωρήσουμε πως και ο όρος $P(h)$ είναι σταθερός για όλες τις υποθέσεις και να τον απαλείψουμε και αυτόν από τον τύπο (6.2). Έτσι, η MAP υπόθεση θα είναι αυτή που μεγιστοποιεί την πιθανοφάνεια $P(D|h)$ και η οποία λέγεται υπόθεση *μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood - ML)* !ML.

$$h_{ML} = \underset{h \in H}{\operatorname{argmax}} P(D|h) \quad (6.3)$$

Στην πράξη, περισσότερο από το ποια είναι η πιο πιθανή υπόθεση δοθέντων των δεδομένων μας ενδιαφέρει συνήθως το ποια είναι η πιο πιθανή τιμή της συνάρτησης-στόχου ενός νέου στιγμιότυπου δοθέντων των δεδομένων. Αν και μια απλή προσέγγιση είναι να θεωρήσουμε την τιμή της MAP υπόθεσης ως πιθανότερη τιμή, υπάρχει και καλύτερη λύση. Αυτή προκύπτει αν λάβουμε υπόψη τις προβλέψεις όλων των υποθέσεων, ζυγισμένες κατά την εκ των υστέρων πιθανότητά τους. Έτσι, αν η συνάρτηση-στόχος παίρνει τιμές σε ένα πεπερασμένο σύνολο V , τότε η πιθανότητα $P(V_j|x,D)$ πως η σωστή τιμή για το

στιγμιότυπο x είναι η V_j , δίνεται από τη σχέση:

$$P(V_j | x, D) = \sum_{h \in H} P_h(V_j | x) P(h | D) \quad (6.4)$$

όπου $P_h(V_j | x)$ είναι η πιθανότητα να έχει το στιγμιότυπο x την τιμή V_j σύμφωνα με την υπόθεση h . Η σχέση (6.4), όπως φαίνεται, μπορεί να εφαρμοστεί και για μη ντετερμινιστικές υποθέσεις, δηλαδή υποθέσεις h που για ένα δεδομένο στιγμιότυπο x δεν ισχύει απαραίτητα

$$P_h(v_j | x) = \begin{cases} 1, & v_j = v_x \\ 0, & v_j \neq v_x \end{cases}, \text{ για κάποιο } v_x \in V \quad (6.5)$$

Η βέλτιστη απόφαση είναι η τιμή V_j για την οποία ο τύπος (6.4) μεγιστοποιείται:

$$V_{\text{opt}} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} \sum_{h \in H} P_h(v_j | x) P(h | D) \quad (6.6)$$

Ένα σύστημα που ταξινομεί τα στιγμιότυπα χρησιμοποιώντας την εξίσωση (6.6) καλείται *βέλτιστος ταξινομητής Μπαιούζ* (*Bayes optimal classifier*). Καμιά άλλη μέθοδος που θεωρεί τον ίδιο χώρο υποθέσεων, την ίδια *a priori* γνώση και τα ίδια δεδομένα δεν μπορεί να τον ξεπεράσει κατά μέσο όρο [Mitchell, 1996].

Απλοϊκός ταξινομητής Μπαιούζ (Naive Bayes)

Δύο πρακτικά προβλήματα εμφανίζονται στη χρήση του βέλτιστου ταξινομητή Μπαιούζ. Το ένα είναι πως έχει γραμμική πολυπλοκότητα ως προς τον πληθυσμό $|H|$ του χώρου υποθέσεων, γεγονός που καθιστά την εφαρμογή του αδύνατη για απειροδιάστατους χώρους και μη αποδοτική για μεγάλους πεπερασμένους χώρους. Το άλλο είναι πως απαιτεί τη γνώση ή την εκτίμηση πάρα πολλών πιθανοτήτων: την πιθανοφάνεια $P(D | h)$ των δεδομένων D και την εκ των προτέρων πιθανότητα $P(h)$ για κάθε υπόθεση h . Μία Μπαιουζιανή μέθοδος που αντιμετωπίζει σε μεγάλο βαθμό αυτές τις δυσκολίες είναι ο *απλοϊκός ταξινομητής Μπαιούζ* (*naive Bayes classifier* – NB για συντομία) [Lewis, 1998]).

Ο NB εφαρμόζεται σε προβλήματα μάθησης όπου τα στιγμιότυπα αναπαρίστανται μέσω του μοντέλου του διανυσματικού χώρου, τα χαρακτηριστικά παίρνουν διακριτές τιμές (αν κάποια είναι συνεχή, πρέπει να κβαντιστούν) και η συνάρτηση-στόχος παίρνει τιμές (*ετικέτες* – *labels*) σε ένα πεπερασμένο σύνολο V . Παρέχεται ένα σύνολο από διανύσματα εκπαίδευσης, βάσει του οποίου ο ταξινομητής πρέπει να προβλέψει την ετικέτα ενός νέου στιγμιότυπου αναπαριστώμενου από το διάνυσμα (a_1, a_2, \dots, a_n) .

Η Μπαυζιανή προσέγγιση στην κατάταξη του νέου στιγμιότυπου είναι η ανάθεση σε αυτό της πιο πιθανής τιμής v_{opt} , δεδομένων των τιμών των χαρακτηριστικών του, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$:

$$v_{opt} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P(v_j | \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n),$$

η οποία μέσω του θεωρήματος του Μπαϊνζ εκφράζεται ως:

$$v_{opt} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} \frac{P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n | v_j) P(v_j)}{P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n | v_j) P(v_j) \quad (6.7)$$

Η εκτίμηση των πιθανοτήτων που εμφανίζονται στην εξίσωση (6.7) πρέπει να γίνει μέσω των δεδομένων εκπαίδευσης. Οι $P(v_j)$ μπορούν να εκτιμηθούν εύκολα ως η συχνότητα εμφάνισης κάθε ετικέτας V_j στα δεδομένα. Το ίδιο όμως δε μπορεί να γίνει για τις $P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n | V_j)$, δηλαδή τις πιθανότητες εμφάνισης κάθε δυνατού στιγμιότυπου δεδομένης μιας ετικέτας, αφού για συνηθισμένα μεγέθη συνόλων εκπαίδευσης τα περισσότερα στιγμιότυπα δεν θα έχουν εμφανιστεί, και επομένως η συχνότητα εμφάνισης τους θα είναι μηδέν, που προφανώς δεν είναι αξιόπιστη εκτίμηση της πραγματικής πιθανότητας εμφάνισης τους.

Ο απλοϊκός ταξινομητής Μπαϊνζ βασίζεται στην απλουστευτική υπόθεση πως οι τιμές των χαρακτηριστικών είναι ανεξάρτητες δοθείσας της ετικέτας. Τότε, η πιθανότητα της κοινής εμφάνισης των $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, δεδομένης μιας ετικέτας, είναι το γινόμενο των πιθανοτήτων εμφάνισης για καθένα από αυτά: $P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n | v_j) = \prod_{i=1}^n P(\alpha_i | v_j)$. Αντικαθιστώντας αυτή την έκφραση στην εξίσωση (5.7) έχουμε την έκφραση του NB:

$$V_{NB} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P(v_j) \prod_{i=1}^n P(\alpha_i | v_j) \quad (6.8)$$

Από την εξίσωση (6.8) φαίνεται πως το πλήθος των πιθανοτήτων $P(\alpha_i | v_j)$ που πρέπει να εκτιμηθούν επιπλέον των $P(v_j)$ ισούται με το πλήθος των διαφορετικών τιμών των features επί το πλήθος των ετικετών, σημαντικά μικρότερο από αυτό που θα απαιτούνταν για όλες τις $P(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n | v_j)$, ακόμα κι αν οι εκτιμήσεις τους ήταν αξιόπιστες. Έτσι, ο NB στη φάση εκπαίδευσής του εκτιμά με βάση τα δεδομένα τις $P(v_j)$ και $P(\alpha_i | v_j)$, το σύνολο των οποίων αποτελούν το μοντέλο ταξινόμησης που μαθαίνει, και στη φάση εξέτασης

χρησιμοποιεί την εξίσωση (6.8) για να κατατάξει κάθε νέο στιγμιότυπο. Ένα ενδιαφέρον χαρακτηριστικό του είναι πως δεν ερευνά το χώρο υποθέσεων για την εντοπισμό της καλύτερης υπόθεσης, όπως κάνουν πολλοί αλγόριθμοι μάθησης, αλλά σχηματίζει άμεσα ένα μοντέλο, απλά μετρώντας τη συχνότητα των συνδυασμών των τιμών των features και των ετικετών μέσα στο σύνολο εκπαίδευσης.

Αν και μια εύλογη εκτίμηση των πιθανοτήτων $P(a_i | v_j)$ είναι το ποσοστό των στιγμιότυπων εκπαίδευσης με ετικέτα v_j τα οποία έχουν τιμή a_i στο αντίστοιχο feature, δεν ενδείκνυται σε περιπτώσεις που η πραγματική τιμή της πιθανότητας είναι αρκετά μικρή. Η αιτία είναι ουσιαστικά η ίδια που έκανε προβληματική την εκτίμηση των πιθανοτήτων $P(a_1, a_2, \dots, a_n | v_j)$, αν και στην περίπτωση των τελευταίων η εμφάνιση του προβλήματος είναι ο κανόνας, ενώ εδώ η εξαίρεση. Ωστόσο, για ετικέτες με λίγα στιγμιότυπα εκπαίδευσης είναι πιθανό να μην υπάρχει κανένα από αυτά με τιμή a_i στο αντίστοιχο feature, και επομένως η $P(a_i | v_j)$ να εκτιμηθεί ως μηδέν. Πέρα από την υποεκτίμηση της πραγματικής πιθανότητας που συμβαίνει, το χειρότερο είναι πως ο όρος αυτός θα κυριαρχήσει για όλα τα μελλοντικά στιγμιότυπα με τιμή a_i στο feature, καθώς η ποσότητα που υπολογίζεται στην εξίσωση (6.8) απαιτεί τον πολλαπλασιασμό των $P(a_i | v_j)$ για αυτό το στιγμιότυπο, και επομένως η εκ των υστέρων πιθανότητα του για την κλάση v_j θα είναι μηδέν, ανεξαρτήτως των τιμών των άλλων features.

Μια προσέγγιση για την αποφυγή αυτής της δυσκολίας είναι η χρήση της *m-εκτίμησης* (*m-estimate*) της πιθανότητας, η οποία ορίζεται ως:

$$\hat{P}_m(a_i | v_j) = \frac{\#(a_i, v_j) + mp}{\#(v_j) + m} \quad (6.9)$$

όπου $\#(a_i, v_j)$ είναι το πλήθος των δεδομένων με τιμή a_i στο αντίστοιχο feature και ετικέτα v_j , $\#(v_j)$ το πλήθος των δεδομένων με ετικέτα v_j , p είναι η εκ των προτέρων εκτίμηση της πιθανότητας που θέλουμε να προσδιορίσουμε και m είναι μια σταθερά που λέγεται *ισοδύναμο μέγεθος δείγματος* (*equivalent sample size*), η οποία καθορίζει πόσο ισχυρό θεωρείται το p σε σχέση με τα παρατηρούμενα δεδομένα. Απουσία άλλης πληροφορίας, η συνήθης μέθοδος επιλογής του p είναι να υποθέσουμε πως οι τιμές του feature δοθείσας της v_j είναι ισοπίθανες - έτσι αν αυτό έχει k δυνατές τιμές, το p τίθεται $1/k$. Για $m=0$, η *m-εκτίμηση* αντιστοιχεί απλά στο ποσοστό των δεδομένων με ετικέτα v_j τα οποία έχουν τιμή a_i στο feature. Ο λόγος που το m καλείται *ισοδύναμο μέγεθος δείγματος* είναι πως η εξίσωση (5.9) μπορεί να ερμηνευθεί ως αν τα αρχικά δεδομένα να έχουν αυξηθεί κατά m εικονικά στιγμιότυπα με ετικέτα v_j , από τα οποία τα $m p$ να

έχουν τιμή a_i στο feature.

Ο απλοϊκός ταξινομητής Μπαϊνζ, παρά την αρκετά δεσμευτική υπόθεση της υπό συνθήκη ανεξαρτησίας των χαρακτηριστικών, έχει να επιδείξει αναπάντεχα μεγάλη ακρίβεια και σε εφαρμογές που η υπόθεση της ανεξαρτησίας εμφανώς παραβιάζεται. Στο [Domingos & Pazzani, 1996] παρέχεται μια ενδιαφέρουσα ανάλυση για το ευτυχές αυτό φαινόμενο. Ένα ακόμα πλεονέκτημα του NB είναι η σχετική απλότητα των μοντέλων που κατασκευάζει, τα οποία μπορούν να γίνουν εύκολα κατανοητά από τον άνθρωπο, ιδιαίτερα μέσω *οπτικοποίησης* (*visualization*) [Becker et al., 1997]. Η κατανόηση του υποκείμενου μοντέλου αυξάνει γενικά την εμπιστοσύνη των χρηστών σε ένα σύστημα σε σχέση με τη θεώρηση του τελευταίου ως "μαύρου κουτιού" που δέχεται στην είσοδο στιγμιότυπα και επιστρέφει στην έξοδο προβλέψεις για αυτά. Παράλληλα, οι χρήστες μπορούν να απορρίψουν προβλέψεις του μοντέλου ή και ολόκληρο το μοντέλο αν κρίνουν πως αυτό βασίζεται σε ασήμαντους ή άσχετους παράγοντες ή αγνοεί άλλους περισσότερο κρίσιμους.

6.2.2 Μάθηση βασισμένη στα στιγμιότυπα

Οι *βασισμένες στα στιγμιότυπα* (*instance-based*, για συντομία IB) μέθοδοι μάθησης έχουν μια θεμελιώδη διαφορά από τις άλλες μεθόδους μάθησης που έχουν αναπτυχθεί: δεν κατασκευάζουν ένα γενικό ρητά διατυπωμένο μοντέλο που προσεγγίζει τη συνάρτηση-στόχο καθολικά. Το μόνο που κάνουν στη φάση της μάθησης είναι να αποθηκεύουν τα δεδομένα εκπαίδευσης, γι' αυτό είναι γνωστές και ως μέθοδοι *βασισμένες στη μνήμη* (*memory-based*). Η γενίκευση πέρα από τα παρατηρηθέντα δεδομένα γίνεται κάθε φορά που εμφανίζεται ένα νέο στιγμιότυπο προς κατάταξη. Τότε, ένα σύνολο από σχετιζόμενα με αυτό γνωστά στιγμιότυπα ανακαλείται από τη μνήμη και χρησιμοποιείται για την κατάταξη του νέου στιγμιότυπου. Έτσι, αυτό που συμβαίνει ουσιαστικά είναι να παρέχεται μια τοπική προσέγγιση στη συνάρτηση-στόχο αντί μίας καθολικής [Aha et al., 1991].

Το κύριο πλεονέκτημα των IB μεθόδων είναι πως μπορούν να προσεγγίσουν πολύ καλύτερα από άλλες μεθόδους τη συνάρτηση-στόχο αν αυτή είναι πολύπλοκη καθολικά, αλλά μπορεί να περιγραφεί ως μια συλλογή λιγότερο σύνθετων τοπικών προσεγγίσεων. Το κύριο μειονέκτημα τους είναι πως το υπολογιστικό κόστος κατά την ταξινόμηση νέων στιγμιότυπων μπορεί να είναι πολύ υψηλό. Ο λόγος είναι πως σχεδόν όλοι οι υπολογισμοί λαμβάνουν χώρα τότε και όχι κατά τη φάση εκπαίδευσης. Η IB μάθηση αναφέρεται και ως *οκνηρή μάθηση* (*lazy learning*), ακριβώς για το λόγο ότι αναβάλλει τους υπολογισμούς

μέχρι την αίτηση για κατάταξη ενός νέου στιγμιότυπου (query). Έτσι, ένα σημαντικό πρακτικό ζήτημα είναι η ανάπτυξη τεχνικών αποδοτικής ευρετηριοποίησης των στιγμιότυπων εκπαίδευσης, για να μειωθεί ο χρόνος ανάκτησης τους κατά τη φάση κατάταξης.

Παρακάτω περιγράφεται ο αρκετά διαδεδομένος αλγόριθμος των k κοντινότερων γειτόνων (k -NN), με τις διάφορες παραλλαγές του. Άλλες IB μέθοδοι περιλαμβάνουν την τοπική παλινδρόμηση με βάρη (*local weighted regression*), που αποτελεί μια γενίκευση του k -NN, τα δίκτυα συναρτήσεων ακτινικής βάσης (*radial basis function networks*), που σχετίζονται επίσης με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, και τη συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις (*case-based reasoning*), μια IB προσέγγιση στην οποία τα στιγμιότυπα αναπαρίστανται από πλούσιες συμβολικές περιγραφές.

Αλγόριθμος των k κοντινότερων γειτόνων (k -Nearest Neighbor)

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης με βάση τους k κοντινότερους γείτονες (*k-Nearest Neighbor Algorithm* - k -NN) είναι η πιο βασική IB μέθοδος μάθησης. Η κεντρική ιδέα είναι πως η τιμή της συνάρτησης-στόχου για ένα νέο στιγμιότυπο βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στις αντίστοιχες τιμές των k πιο "κοντινών" του στιγμιότυπων εκπαίδευσης, τα οποία αποτελούν τους "γείτονες" του. Τρία ζητήματα πρέπει να αποφασιστούν προκειμένου να καθοριστεί πλήρως ο αλγόριθμος:

1. Ο ορισμός της απόστασης μεταξύ δύο στιγμιότυπων, δηλαδή μιας μετρικής πάνω στο χώρο των στιγμιότυπων (instance space), που θα εκφράζει την εγγύτητα, ή αλλιώς την "ομοιότητα" μεταξύ των στιγμιότυπων.
2. Ο τρόπος συνδυασμού των τιμών των k κοντινότερων γειτόνων.
3. Η τιμή του k .

Για το πρώτο ζήτημα, υπάρχουν πολλές εναλλακτικές επιλογές. Η απόφαση εξαρτάται από τα ειδικά χαρακτηριστικά του χώρου στιγμιότυπων του προβλήματος. Ιδιαίτερη σημασία έχει το αν στην αναπαράσταση των στιγμιότυπων περιλαμβάνονται αριθμητικά ή συμβολικά χαρακτηριστικά. Στον "παραδοσιακό" k -NN αλγόριθμο, στον οποίο τα στιγμιότυπα θεωρούνται πως ανήκουν στον n -διάστατο χώρο K^n , μια μετρική που υιοθετείται συχνά είναι η γνωστή Ευκλείδεια απόσταση. Πιο συγκεκριμένα, αν τα στιγμιότυπα αναπαρίστανται ως διανύσματα από χαρακτηριστικά που

παίρνουν τιμές πραγματικούς αριθμούς, δηλαδή το στιγμιότυπο x αναπαρίσταται από το διάνυσμα:

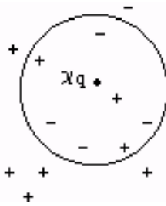
$$\langle \alpha_1(x), \alpha_2(x), \dots, \alpha_n(x) \rangle,$$

όπου $\alpha_r(x)$ δηλώνει την τιμή του r -οστού feature του x , τότε η απόσταση $d(x_i, x_j)$ μεταξύ δύο στιγμιότυπων x_i και x_j ορίζεται ως:

$$d(x_i, x_j) \equiv \sqrt{\sum_{r=1}^n (\alpha_r(x_i) - \alpha_r(x_j))^2} \quad (6.10)$$

Φυσικά, κάθε συνάρτηση που πληροί τα κριτήρια μετρικής είναι δυνατόν να επιλεγθεί αντί της Ευκλείδειας.

Στην εικόνα δεξιά φαίνεται η λειτουργία του k -NN στην περίπτωση + δυαδικής συνάρτησης-στόχου και διοδιάστατων στιγμιότυπων. Τα "+" και τα "-" δείχνουν τα στιγμιότυπα εκπαίδευσης της κάθε κλάσης και το x_q ένα στιγμιότυπο προς κατάταξη. Φαίνεται πως ο 1-NN κατατάσσει το x_q ως "+", ενώ ο 7-NN το κατατάσσει ως "-".



Στην περίπτωση που τα χαρακτηριστικά είναι συμβολικά, η Ευκλείδεια απόσταση δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί, αφού δεν έχει νόημα η αφαίρεση συμβολικών ποσοτήτων. Το πιο βασικό μέτρο για αυτήν την περίπτωση είναι το *μέτρο επικάλυψης (overlap metric)*, το οποίο αναφέρεται και ως *απόσταση Hamming* ή *απόσταση Manhattan*, και ορίζεται ως εξής:

$$d(x_i, x_j) \equiv \sum_{r=1}^n \delta(\alpha_r(x_i), \alpha_r(x_j)) \quad (6.11)$$

όπου

$$\delta(x, y) \equiv \begin{cases} 0, & \text{εάν } x = y \\ 1, & \text{εάν } x \neq y \end{cases}$$

Το μέτρο αυτό απλά ισούται με τον αριθμό των features στα οποία διαφέρουν τα στιγμιότυπα. Πάνω σε αυτό, μπορούν να οριστούν και άλλα πιο εξελιγμένα μέτρα.

Ένα μειονέκτημα που παρουσιάζουν τα δύο προηγούμενα παραδείγματα μετρικών είναι πως όλα τα features θεωρούνται ισοδύναμα κατά τον υπολογισμό της απόστασης. Αυτό είναι ιδιαίτερα προβληματικό αν στην πραγματικότητα δεν είναι όλα τα features σχετικά με τη συγκεκριμένη συνάρτηση-στόχο που επιδιώκεται να προσεγγιστεί, αλλά και γενικότερα, οποτεδήποτε υπάρχουν

σημαντικές διαφορές μεταξύ των features ως προς την αξία τους στον προσδιορισμό της συνάρτησης. Σε μια τέτοια περίπτωση, οι παραπάνω μετρικές είναι παραπλανητικές, από την άποψη πως στιγμιότυπα που πραγματικά σχετίζονται μεταξύ τους, είναι δυνατόν να θεωρούνται απομακρυσμένα λόγω των διαφορών τους σε άσχετα ή ασήμαντα features.

Μια λύση σε αυτό το πρόβλημα είναι κάθε feature να αποτιμάται διαφορετικά στον υπολογισμό της απόστασης, ανάλογα με την αξία του. Αυτό αντιστοιχεί στο να επιμηκυνθούν οι άξονες στον Ευκλείδειο χώρο για τα σχετικά features και να συρρικνωθούν για τα λιγότερο σχετικά. Η μέθοδος αυτή λέγεται *αποτίμηση των χαρακτηριστικών (feature-weighting)* και είναι χρήσιμη και σε άλλες περιπτώσεις, πέραν της χρήσης της στη διαμόρφωση της μετρικής για τον k -NN. Με βάση αυτήν, ο τύπος (5.11), για παράδειγμα, θα μπορούσε να γίνει:

$$d(x_i, x_j) \equiv \sum_{r=1}^n w_r \delta(\alpha_r(x_i), \alpha_r(x_j)) \quad (6.12)$$

όπου w_r είναι το βάρος του feature a_r .

Σχετικά με το πώς υπολογίζονται τα βάρη, υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις. Η πιο απλή και άμεση προσέγγιση είναι να προσδιοριστούν τα βάρη μέσω της βελτιστοποίησης της αποτελεσματικότητας του ταξινομητή. Ένας τρόπος να γίνει αυτό είναι ο εξής:

Επιλέγονται τυχαία κάποια από τα δεδομένα εκπαίδευσης για να εκπαιδεύσουν τον αλγόριθμο μάθησης (training set) και τα υπόλοιπα χρησιμοποιούνται για έλεγχο (test set). Πάνω σε αυτά τα δεδομένα, τα βάρη w_1, w_2, \dots, w_n των features επιλέγονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιήσουν το ποσοστό λαθών (ή κάποιο άλλο μέτρο αξιολόγησης). Στη συνέχεια, η όλη διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί αρκετές φορές για διαφορετικούς διαμερισμούς των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου, με σκοπό τη μεγαλύτερη προσέγγιση της πραγματικής κατανομής των στιγμιότυπων. Τέλος, υπολογίζονται οι μέσοι όροι των βαρών για το σύνολο των επαναλήψεων, οι οποίοι αποτελούν και τα τελικά βάρη.

Η παραπάνω διαδικασία του επαναληπτικού χωρισμού σε σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου εφαρμόζεται με διάφορες παραλλαγές σε αρκετές περιπτώσεις εκτίμησης παραμέτρων και μέτρων αποτελεσματικότητας, πέραν από αυτή που αναφέρθηκε. Επίσης γενική είναι η προσέγγιση της βελτιστοποίησης παραμέτρων μέσω της χρησιμοποίησης του ίδιου του αλγορίθμου μάθησης ως μέσο για την αξιολόγηση της απόδοσης, η οποία

αναφέρεται ως *προσέγγιση περιτυλίγματος (wrapper approach)*.

Η προσέγγιση περιτυλίγματος, αν και άμεση, δεν είναι αποδοτική, για το λόγο ότι απαιτεί κατά την αναζήτηση σε ένα μεγάλο χώρο παραμέτρων την κλήση του αλγορίθμου μάθησης τόσες φορές, όσα είναι τα βήματα της αναζήτησης. Η άλλη διαδεδομένη προσέγγιση στην εκτίμηση παραμέτρων είναι αυτή του *φίλτρου (filter approach)*. Σύμφωνα με αυτήν, η εκτίμηση γίνεται χωρίς τη χρήση του αλγορίθμου μάθησης, με τη βοήθεια των δεδομένων μόνο και μιας αριθμητικής συνάρτησης που εκτιμά τη "σημαντικότητα" της παραμέτρου.

Αφού προσδιορισθούν μέσω κάποιας μετρικής οι k κοντινότεροι γείτονες ενός νέου στιγμιότυπου x_q , οι τιμές της συνάρτησης-στόχου που έχει ο καθένας από αυτούς πρέπει να συνδυαστούν για να δώσουν την εκτιμώμενη τιμή για το νέο. Και εδώ είναι δυνατές διάφορες επιλογές. Στην περίπτωση που η συνάρτηση-στόχος παίρνει διακριτές τιμές, η πιο συνηθισμένη τακτική είναι να επιλέγεται η πιο συχνή από τις τιμές των γειτόνων, ή υπό τη μορφή τύπου:

$$\hat{f}(x_q) = \underset{v \in V}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^k \delta(v, f(x_i)) \quad (6.13)$$

όπου $V = \{v_1, \dots, v_s\}$ είναι το σύνολο των τιμών της συνάρτησης-στόχου και $f: A \rightarrow V$ η συνάρτηση-στόχος. Σε περίπτωση ισοβαθμιών επιλέγεται εκ των ισοβαθμούντων μια τιμή, είτε τυχαία ή η καθολικά πιο συχνή τιμή (για το σύνολο των στιγμιότυπων εκπαίδευσης).

Εξίσου απλή είναι η προσέγγιση συνεχούς συνάρτησης-στόχου. Η συνήθης πρακτική είναι να υπολογίζεται ο μέσος όρος των τιμών των γειτόνων. Έτσι, η συνεχής συνάρτηση $f: K^n \rightarrow K$ προσεγγίζεται στο σημείο x_q της αίτησης από το:

$$\hat{f}(x_q) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^k f(x_i)}{k} \quad (6.14)$$

Μία βελτιωμένη παραλλαγή του k -NN όσον αφορά το συνδυασμό των τιμών των γειτόνων είναι η αποτίμηση της συνεισφοράς καθενός από τους k γείτονες με βάση την απόσταση από το προς κατάταξη στιγμιότυπο, δίνοντας μεγαλύτερο βάρος στους κοντινότερους γείτονες. Αυτή αποτελεί τη *με βάση την απόσταση (distance-weighted)* εκδοχή του αλγορίθμου. Έτσι, ο τύπος (5.13) για την περίπτωση συμβολικής συνάρτησης-στόχου γίνεται:

$$\hat{f}(x_q) \leftarrow \arg \max_{v \in V} \sum_{i=1}^k w(x_q, x_i) (1 - \delta(v, f(x_i))) \quad (6.15)$$

όπου $w(x_q, x_i)$ μία γνησίως φθίνουσα ως προς την απόσταση $d(x_q, x_i)$ συνάρτηση και η οποία αποτελεί τη συνάρτηση αποτίμησης των γειτόνων με βάση την απόσταση. Μία κλάση συναρτήσεων που χρησιμοποιείται συχνά περιλαμβάνει συναρτήσεις της μορφής

$$w(x_q, x_i) = \frac{1}{d(x_q, x_i)^n + c}$$

όπου n και c είναι μη αρνητικές σταθερές. Αν $c=0$ και το x_q ταυτίζεται με κάποιο στιγμιότυπο εκπαίδευσης x_i και επομένως η απόσταση $d(x_q, x_i)$, άρα και ο παρονομαστής του κλάσματος είναι 0, ορίζουμε το $f(x_q)$ να είναι ίσο με $f(x_i)$. Για την περίπτωση συνεχούς συνάρτησης-στόχου, ο αντίστοιχος τύπος (5.14) γίνεται

$$\hat{f}(x_q) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^k w(x_q, x_i) f(x_i)}{\sum_{i=1}^k w(x_q, x_i)} \quad (6.16)$$

Ο παρονομαστής χρησιμοποιείται για την κανονικοποίηση των συνεισφορών των διαφόρων βαρών.

Ο k -NN είναι ένας πολύ αποτελεσματικός αλγόριθμος μάθησης, τόσο για αριθμητικά όσο και για συμβολικά δεδομένα, ιδιαίτερα όταν γίνεται με αποτίμηση χαρακτηριστικών και γειτόνων. Είναι ανθεκτικός σε θορυβώδη στιγμιότυπα εκπαίδευσης, ειδικά για μεγαλύτερες τιμές του k , καθώς τα απομονωμένα λανθασμένα δεδομένα "απορροφώνται" κατά τον υπολογισμό του μέσου όρου. Η επαγωγική κλίση του k -NN είναι η υπόθεση πως η τιμή της συνάρτησης-στόχου ενός στιγμιότυπου είναι παρόμοια με αυτή των γειτονικών του.

Ένα πρακτικό θέμα κατά την εφαρμογή του k -NN, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω για τις IB μεθόδους γενικότερα, είναι η αποδοτική ευρετηριοποίηση των στιγμιότυπων στη μνήμη. Σε μια απλή υλοποίηση, η υπολογιστική πολυπλοκότητα για την κατάταξη ενός νέου στιγμιότυπου είναι ανάλογη του αριθμού των στιγμιότυπων εκπαίδευσης, αφού χρειάζεται να υπολογιστεί η απόσταση του νέου με κάθε στιγμιότυπο εκπαίδευσης, για να επιλεγθούν στη συνέχεια τα k κοντινότερα. Κάτι τέτοιο έχει υψηλότερο κόστος για μεγάλα σύνολα δεδομένων. Για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί διάφορες μέθοδοι

ευρετηριοποίησης, όπως τα k - d δέντρα (k - d trees) [Friedman et al., 1977], που σκοπό έχουν τον πιο γρήγορο εντοπισμό των κοντινότερων γειτόνων με κάποιο επιπλέον κόστος στη μνήμη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Ευφυείς Πράκτορες

7.1 Εισαγωγή

Σύμφωνα με τους Lange και Oshima (1998) πράκτορας είναι ένα αντικείμενο λογισμικού (software object) που κινείται σε ένα δεδομένο περιβάλλον εκτέλεσης (execution environment) και διαθέτει υποχρεωτικά μια σειρά από ιδιότητες. Συγκεκριμένα, θα πρέπει να είναι αυτόνομος (autonomous), να αντιλαμβάνεται αλλαγές στο περιβάλλον και να δρα ανάλογα με αυτές (reactive), να οδηγείται από τους στόχους και τα καθήκοντα που του έχουν ανατεθεί (goal driven) και τέλος να ενεργεί χωρίς διακοπές στο χρόνο (temporally continuous). Ακόμα, ένας πράκτορας ενδέχεται να συγκεντρώνει κάποιες από τις ακόλουθες ιδιότητες, σε προαιρετική όμως βάση: να μπορεί να επικοινωνεί με άλλους πράκτορες (communicative), να κινείται ανάμεσα σε hosts (mobile), ή τέλος να προσαρμόζεται ανάλογα με πρότερη εμπειρία (learning) (Lange and Oshima, 1998). Όλα τα προηγούμενα γνωρίσματα, καθιστούν τους πράκτορες ιδιαίτερα χρήσιμους σε εφαρμογές με μεγάλες απαιτήσεις σε διαχείριση πληροφοριών και στην εκτέλεση διαφορετικών και πολύπλοκων λειτουργιών.

Οι πράκτορες θεωρούνται ευφυείς όταν χρησιμοποιούν διάφορες τεχνικές Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning), όπως Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks), Εκμάθηση Κανόνων (Rule Learning), Bayesian Networks και Εξόρυξη Δεδομένων (Data Mining), ούτως ώστε να μπορέσουν να «μάθουν» τα ενδιαφέροντα και τις συνήθειες κάθε χρήστη ξεχωριστά και έτσι να του προσφέρουν ουσιαστική βοήθεια. Είναι ακόμα πιθανό να χρειαστεί να προσαρμόσουν τη λειτουργία τους και τον τρόπο παροχής υπηρεσιών ανάλογα με το πως οι ανάγκες του χρήστη αλλάζουν στο πέρασμα του χρόνου. Η εκπαίδευση αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα όπου όλα αυτά τα γνωρίσματα των ευφύων πρακτόρων μπορούν να τεθούν σε εφαρμογή ώστε να βελτιστοποιηθεί η τελική απόδοση (Βοζαλής, Γιουβανάκης, Σαμαρά, Νικολάου, Ταραμπάνης, Μαργαρίτης, 2001).

Οι *ευφυείς πράκτορες* (*intelligent agents*) έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια ένα δημοφιλές εργαλείο στην ανάπτυξη λογισμικού καθώς χρησιμοποιούνται σε όλο και περισσότερα είδη εφαρμογών. Ήδη σε τομείς όπως αναζήτηση πληροφοριών στο Internet, η υλοποίηση φιλικών interfaces και η διαχείριση αλληλογραφίας η τεχνολογία έξυπνων πρακτόρων έχει εφαρμοστεί με επιτυχία. Όμως, παρά τη μεγάλη αυτή δημοτικότητα που ήδη έχουν αποκτήσει οι έξυπνοι πράκτορες, οι ερευνητές δεν έχουν ακόμα καταλήξει σε έναν ακριβή ορισμό της έννοιας "πράκτορας" αλλά ούτε και στα χαρακτηριστικά που πρέπει να περιλαμβάνει. Έτσι ο όρος "πράκτορας" χρησιμοποιείται με πολλούς διαφορετικούς τρόπους κινδυνεύοντας έτσι να γίνει ασαφής και να χάσει το νόημα του. Στο κεφάλαιο αυτό θα δώσουμε μία γενική περιγραφή της έννοιας "πράκτορας" και της χρησιμότητας της. Ακόμα, θα αναφερθούμε σε γλώσσες προγραμματισμού πρακτόρων καθώς και σε εφαρμογές στις οποίες έχουν ήδη χρησιμοποιηθεί έξυπνοι πράκτορες.

7.2 Μία γενική περιγραφή της έννοιας "πράκτορας"

Ο όρος "πράκτορας" δεν είναι μία σαφώς καθορισμένη έννοια αφού έχουν προταθεί από διάφορους ερευνητές πολλοί διαφορετικοί ορισμοί. Έτσι, αυτό που θα κάνουμε στη συνέχεια είναι όχι να δώσουμε κάποιον αυστηρό ορισμό, αλλά να περιγράψουμε τις κυριότερες ιδιότητες ενός "πράκτορα" έτσι ώστε να δοθεί μία γενική εικόνα της έννοιας αυτής. Τις ιδιότητες αυτές μπορούμε να τις κατατάξουμε σε δύο κατηγορίες: στις ιδιότητες που εντάσσονται στην ασθενή θεώρηση της έννοιας "πράκτορας" και στις ιδιότητες που εντάσσονται στην ισχυρή θεώρηση της έννοιας "πράκτορας" (Παναγιωτόπουλος, 2002). Οι ιδιότητες που ανήκουν στην ασθενή θεώρηση είναι αυτές που είναι γενικώς παραδεκτό από τους περισσότερους ερευνητές ότι πρέπει να έχει ένας πράκτορας. Αντιθέτως, οι ιδιότητες της ισχυρής θεώρησης δεν είναι γενικώς παραδεκτό ότι πρέπει να υπάρχουν σε έναν πράκτορα.

Η ασθενής θεώρηση του όρου "πράκτορας": Οι ιδιότητες που κατά γενική παραδοχή πρέπει να έχει ένας πράκτορας είναι οι παρακάτω:

- *Αυτονομία (autonomy)*: οι πράκτορες λειτουργούν χωρίς την άμεση ανθρώπινη (ή γενικότερα εξωτερική) παρέμβαση και ελέγχουν τις πράξεις τους και την εσωτερική τους κατάσταση.
- *Κοινωνική ικανότητα (social ability)*: οι πράκτορες έχουν τη δυνατότητα να επικοινωνούν με άλλους πράκτορες μέσω μίας γλώσσας πρακτόρων.

- *Ικανότητα αντίδρασης (reactivity)*: οι πράκτορες είναι ικανοί να αντιλαμβάνονται το περιβάλλον τους και να αντιδρούν ανάλογα με τις αλλαγές που γίνονται σ' αυτό.
- *Χρονική συνέχεια (temporal continuity)*: οι πράκτορες "τρέχουν" συνεχώς, είτε είναι ενεργοί στο προσκήνιο, είτε στο παρασκήνιο (background).
- *Προσανατολισμός σε στόχο (proactivity)*: οι πράκτορες δεν αντιδρούν απλώς στα ερεθίσματα του περιβάλλοντος αλλά μπορούν να δρουν προσανατολισμένοι σε έναν στόχο.

Ένα απλό παράδειγμα πράκτορα που έχει τις παραπάνω ιδιότητες είναι το *softbot* (*software robot*). Με τον όρο *softbot* εννοούμε έναν πράκτορα που δρα μέσα σε ένα περιβάλλον λογισμικού.

Η ισχυρή θεώρηση του όρου "πράκτορας": Για πολλούς ερευνητές ο όρος "πράκτορας" έχει πιο σαφές και συγκεκριμένο νόημα. Αυτοί θεωρούν τον πράκτορα ως ένα υπολογιστικό σύστημα που, εκτός από τις ιδιότητες που δόθηκαν παραπάνω, έχει και ιδιότητες που συναντάμε στους ανθρώπους όπως γνώση, πεποίθηση, υποχρέωση ή ακόμα και συναισθήματα. Μερικές από τις ιδιότητες που εντάσσονται στην ισχυρή θεώρηση του πράκτορα είναι οι παρακάτω:

- *Ικανότητα Μετακίνησης (mobility)*: Είναι η ικανότητα του πράκτορα να μετακινείται σε διάφορες τοποθεσίες μέσα σε ένα δίκτυο.
- *Καλοσύνη (benevolence)*: Η υπόθεση ότι οι πράκτορες δεν έχουν αλληλοσυγκρουόμενους στόχους, οπότε ο κάθε πράκτορας προσπαθεί να κάνει ό,τι του ζητηθεί.
- *Ορθολογικότητα (rationality)*: Η υπόθεση ότι ο πράκτορας ενεργεί έτσι ώστε να επιτύχει τους στόχους του.
- *Προσαρμοστικότητα (adaptivity)*: Η ικανότητα του πράκτορα να προσαρμόζεται στις συνθήκες του περιβάλλοντος.

Πίνακας 7.1 Ασθενής και ισχυρή θεώρηση της έννοιας "πράκτορας" (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Ασθενής Θεώρηση Πράκτορα	Ισχυρή Θεώρηση Πράκτορα
Αυτονομία	Ικανότητα Μετακίνησης
Κοινωνική Ικανότητα	Καλοσύνη
Ικανότητα Αντίδρασης	Ορθολογικότητα
Προσανατολισμός σε Στόχο	Προσαρμοστικότητα
Χρονική Συνέχεια	

Η έννοια της νοημοσύνης ενός πράκτορα: Είναι αρκετά δύσκολο να ορίσουμε τι ακριβώς είναι αυτό που κάνει έναν πράκτορα "έξυπνο". Ωστόσο, μπορούμε γενικά να πούμε ότι ένας πράκτορας είναι έξυπνος όταν έχει την ικανότητα να επιτελεί τους στόχους και τα καθήκοντα που έχει επιφορτιστεί. Έτσι, σε ένα ελάχιστο επίπεδο νοημοσύνης μπορεί να δίνονται στον πράκτορα εντολές με τη μορφή κανόνων και αυτός να ενεργεί με τη βοήθεια κάποιου μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος. Σε ένα ανώτερο επίπεδο, ο πράκτορας θα είναι ικανός να μαθαίνει και να προσαρμόζεται αυτόματα στο περιβάλλον έτσι ώστε να πετυχαίνει τους σκοπούς του.

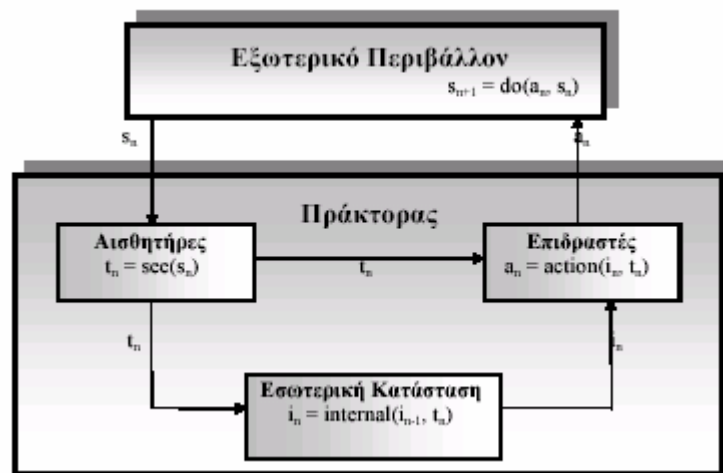
7.3 Αρχιτεκτονική Έξυπνων Πρακτόρων

Έως τώρα ασχοληθήκαμε με την εξωτερική συμπεριφορά που πρέπει να έχει ένας πράκτορας, ποια χαρακτηριστικά πρέπει να έχει και γενικά με το τι πρέπει να κάνει. Για να περιγράψουμε με ποιο τρόπο θα κατασκευάσουμε τον πράκτορα έτσι ώστε να έχει αυτή την συμπεριφορά που ορίσαμε, πρέπει να ασχοληθούμε με την αρχιτεκτονική των έξυπνων πρακτόρων. Δηλαδή με την αρχιτεκτονική περιγράφουμε μία συγκεκριμένη μεθοδολογία για την κατασκευή πρακτόρων και αναλύουμε τα τμήματα από τα οποία αποτελείται ένας πράκτορας καθώς και τις αλληλεπιδράσεις των τμημάτων αυτών μεταξύ τους.

Όπως είδαμε παραπάνω, ένας πράκτορας πρέπει να έχει ικανότητα αντίδρασης στα ερεθίσματα που δέχεται, επομένως πρέπει να έχει τη δυνατότητα να αντιλαμβάνεται το περιβάλλον αλλά και να επιδρά πάνω σ' αυτό. Επομένως για να κατασκευάσουμε έναν πράκτορα πρέπει να τον εφοδιάσουμε με *αισθητήρες* (*detectors*) και με *επιδραστές* (*effectors*). Με τη βοήθεια των αισθητήρων και των επιδραστών ο πράκτορας θα μπορεί εκτός από την ικανότητα αντίδρασης να έχει και κοινωνική ικανότητα, δηλαδή να αντιλαμβάνεται τα μηνύματα που

δέχεται από άλλους πράκτορες μέσω των αισθητήρων του αλλά και να στέλνει μηνύματα μέσω των επιδραστών.

Έτσι, αν για παράδειγμα θεωρήσουμε έναν άνθρωπο σαν πράκτορα τότε οι αισθητήρες του είναι τα μάτια, τα αφτιά, η μύτη κλπ ενώ οι επιδραστές



Σχήμα 7.1 Αρχιτεκτονική Ευφυούς Πράκτορα (Παναγιωτόπουλος, 2002)

είναι τα χέρια, τα πόδια, ή ακόμα και το στόμα με το οποίο στέλνουμε μηνύματα σε άλλους ανθρώπους. Αντίστοιχα, ένα *softbot* που δρα σε ένα περιβάλλον λογισμικού έχει ως αισθητήρες και επιδραστές υπολογιστικές διαδικασίες που αντιλαμβάνονται το περιβάλλον και δρουν πάνω σ' αυτό.

Εκτός από τη δυνατότητα να αντιλαμβάνεται το περιβάλλον, στις περισσότερες περιπτώσεις ένας πράκτορας χρειάζεται να έχει μία εσωτερική κατάσταση η οποία μπορεί να επηρεάζει τις ενέργειες και τη συμπεριφορά του. Στην περίπτωση που ο πράκτορας δεν έχει εσωτερική κατάσταση, έχουμε μία απλουστευμένη αρχιτεκτονική όπου οι ενέργειες του πράκτορα εξαρτώνται αποκλειστικά από τα ερεθίσματα που δέχεται από το περιβάλλον. Ένας τέτοιος πράκτορας ονομάζεται *τροπιστικός* (*tropistic*). Αντίθετα με έναν τροπιστικό πράκτορα, ένας πράκτορας με εσωτερική κατάσταση έχει τη δυνατότητα να διατηρεί και να χρησιμοποιεί εσωτερικές πληροφορίες. Η εσωτερική κατάσταση μπορεί να μεταβληθεί από εξωτερικά ερεθίσματα και επηρεάζει τις αποφάσεις που κάνει ο πράκτορας.

Οι παραπάνω περιγραφές της αρχιτεκτονικής ενός πράκτορα θα μπορούσαν να περιγραφούν με μία πιο αυστηρή μαθηματική μορφή θεωρώντας τα παρακάτω σύνολα:

1. **S:** Είναι το σύνολο των δυνατών καταστάσεων του περιβάλλοντος στο οποίο βρίσκεται ο πράκτορας.
2. **T:** Είναι το σύνολο των ερεθισμάτων που μπορεί να δεχτεί ο πράκτορας από το εξωτερικό περιβάλλον. Αν υποθέσουμε ότι υπάρχουν περιορισμοί στους αισθητήρες του πράκτορα τότε ο πράκτορας δεν μπορεί να ξεχωρίσει όλες τις εξωτερικές καταστάσεις μεταξύ τους. Έτσι μπορεί δύο διαφορετικές καταστάσεις να φαίνονται ίδιες για έναν πράκτορα. Για παράδειγμα, ένας πράκτορας εφοδιασμένος με μία ασπρόμαυρη κάμερα θα θεωρούσε την κατάσταση στην οποία έχει μπροστά του ένα κόκκινο αντικείμενο ίδια με την κατάσταση όπου έχει μπροστά του ένα πράσινο αντικείμενο. Το σύνολο T καθορίζει ποιες από τις καταστάσεις του περιβάλλοντος φαίνονται ίδιες για τον πράκτορα και ποιες μπορεί να ξεχωρίσει μεταξύ τους. Έτσι το σύνολο T έχει ως στοιχεία υποσύνολα του S και, πιο συγκεκριμένα, διαμερίζει το σύνολο S . Έτσι ο πράκτορας μπορεί να ξεχωρίσει δύο καταστάσεις που βρίσκονται σε διαφορετικές διαμερίσεις αλλά όχι δύο καταστάσεις που βρίσκονται στην ίδια διαμέριση.
3. **A:** Το σύνολο των δυνατών ενεργειών που μπορεί να κάνει ο πράκτορας.
4. **I:** Το σύνολο των δυνατών εσωτερικών καταστάσεων του πράκτορα.

Αφού ορίσαμε τα παραπάνω σύνολα, μπορούμε επίσης να θεωρήσουμε τις παρακάτω συναρτήσεις οι οποίες συσχετίζουν τα παραπάνω σύνολα μεταξύ τους:

- **see : $S \rightarrow T$**

Η συνάρτηση *see* αντιστοιχεί τις εξωτερικές καταστάσεις του περιβάλλοντος σε ερεθίσματα που δέχεται ο πράκτορας μέσω των αισθητήρων. Δηλαδή η *see* καθορίζει το πώς αντιλαμβάνεται ο πράκτορας το εξωτερικό περιβάλλον.

- **do : $A \times S \rightarrow S$**

Η συνάρτηση *do* παίρνει σαν είσοδο την παρούσα κατάσταση του περιβάλλοντος και μία ενέργεια και δίνει την επόμενη κατάσταση του περιβάλλοντος. Επομένως η *do* καθορίζει τα αποτελέσματα που έχουν οι ενέργειες στο εξωτερικό περιβάλλον.

- **action : $I \times T \rightarrow A$**

Η συνάρτηση *action* καθορίζει, δοθέντος ενός εξωτερικού ερεθίσματος και μιας εσωτερικής κατάστασης την ενέργεια που θα κάνει ο πράκτορας.

- **internal: $I \times T \rightarrow I$**

Η συνάρτηση *internal* καθορίζει ποια θα είναι η επόμενη εσωτερική κατάσταση δοθέντος του εξωτερικού ερεθίσματος που δέχτηκε ο πράκτορας και της παρούσας εσωτερικής κατάστασης.

Με βάση τα παραπάνω μπορούμε να πούμε ότι ο πράκτορας καθορίζεται από την παρακάτω οκτάδα:

Πράκτορας = (I, S, T, A, see, do, action, internal)

Ο κύκλος λειτουργίας ενός πράκτορα της παραπάνω μορφής γραμμένος σε μορφή ψευδοκώδικα είναι ο παρακάτω:

```
repeat begin
    t = see(s)
    i = internal(i, t)
    a = action(i, t)
    s = do(a, s) end
```

Σε κάθε κύκλο ο πράκτορας δέχεται μέσω των αισθητήρων του το εξωτερικό ερέθισμα από το περιβάλλον, ενημερώνει την εσωτερική του κατάσταση, αποφασίζει για την ενέργεια που θα εκτελέσει και τέλος, εκτελεί την ενέργεια με τους επιδραστές του αλλάζοντας έτσι το περιβάλλον. Η αρχιτεκτονική που ορίσαμε παραπάνω φαίνεται στο Σχήμα 7.1.

Έχοντας ορίσει με τον παραπάνω τρόπο την αρχιτεκτονική ενός έξυπνου πράκτορα, το επόμενο βήμα είναι να καθορίσουμε με ποιο τρόπο τα ερεθίσματα του περιβάλλοντος σε συνδυασμό με την παρούσα εσωτερική κατάσταση καθορίζουν την επόμενη εσωτερική κατάσταση καθώς και την ενέργεια που θα κάνει ο πράκτορας με τη βοήθεια των επιδραστών του. Πρέπει δηλαδή να ορίσουμε τον τρόπο με τον οποίο λειτουργούν οι συναρτήσεις *internal* και *action*. Πάνω σ' αυτό το θέμα υπάρχουν αρκετές προσεγγίσεις που μπορούν να διακριθούν σε δύο βασικές κατηγορίες: τις κλασσικές και τις εναλλακτικές προσεγγίσεις.

Κλασσικές προσεγγίσεις: Γνωστικές (*deliberative*) αρχιτεκτονικές.

Στην κλασσική προσέγγιση θεωρούμε τον πράκτορα ως έναν ειδικό τύπο συστήματος βασισμένου σε γνώση (*knowledge-based system*) χρησιμοποιώντας έτσι μία αρχιτεκτονική που είναι ευρύτερα γνωστή ως *γνωστική* (*deliberative*).

Με τον όρο "γνωστική αρχιτεκτονική πράκτορα" εννοούμε την αρχιτεκτονική η οποία αναπαριστά τον κόσμο με ένα συμβολικό μοντέλο και οι αποφάσεις του πράκτορα παίρνονται μέσω λογικών συμπερασμάτων βασισμένων στην επεξεργασία συμβόλων. Η κατασκευή πρακτόρων με βάση την γνωστική αρχιτεκτονική θέτει δύο σημαντικά προβλήματα:

1. Το πρόβλημα της μετατροπής (transduction problem), δηλαδή πώς θα μεταφράσουμε τον πραγματικό κόσμο σε μία επαρκή και ακριβή συμβολική περιγραφή.
2. Το πρόβλημα της αναπαράστασης και της συμπερασματολογίας (representation and reasoning problem), πώς δηλαδή θα αναπαραστήσουμε συμβολικά την πληροφορία για σύνθετες οντότητες και διαδικασίες του πραγματικού κόσμου και πώς θα συμπεραίνει ο πράκτορας βασισμένος στις πληροφορίες αυτές.

Το πρώτο πρόβλημα απαιτεί τεχνικές από πεδία όπως αναγνώριση ομιλίας, αναγνώριση εικόνας κλπ ενώ για το δεύτερο πρόβλημα χρειάζονται γνώσεις πάνω σε αναπαράσταση γνώσης, αυτόματη συμπερασματολογία κλπ. Ωστόσο μπορούμε να πούμε ότι κανένα από τα δύο αυτά προβλήματα δεν έχει βρει ακόμα τη λύση του αφού ακόμα και απλά προβλήματα, όπως για παράδειγμα η συμπερασματολογία απλής λογικής (commonsense reasoning), έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά πολύπλοκα. Το βασικό πρόβλημα φαίνεται ότι είναι η δυσκολία εφαρμογής τεχνικών απόδειξης θεωρημάτων (theorem proving) ακόμα και σε απλές λογικές και η πολυπλοκότητα των αλγορίθμων επεξεργασίας συμβόλων. Έτσι, η ιδέα της κατασκευής ενός έξυπνου πράκτορα χρησιμοποιώντας συμβολική λογική και αλγορίθμους απόδειξης θεωρημάτων, αν και αρκετά ελκυστική σαν ιδέα αποδεικνύεται δύσκολη στην πρακτική εφαρμογή. Λόγω των προβλημάτων αυτών που παρουσιάζουν τέτοιου είδους αρχιτεκτονικές, πολλοί ερευνητές έχουν στραφεί σε εναλλακτικές αρχιτεκτονικές πρακτόρων.

Εναλλακτικές προσεγγίσεις: Αρχιτεκτονικές αντίδρασης (reactive architectures) Τα πολλά άλματα προβλήματα που έχουν οι κλασικές προσεγγίσεις που είδαμε παραπάνω οδήγησαν πολλούς ερευνητές σε αρχιτεκτονικές που είναι ευρύτερα γνωστές ως *αρχιτεκτονικές αντίδρασης (reactive architectures)*. Τέτοιου είδους αρχιτεκτονικές έχουν το χαρακτηριστικό ότι δεν χρησιμοποιούν συμβολικό μοντέλο αναπαράστασης του κόσμου ούτε και πολύπλοκες τεχνικές συμπερασματολογίας. Βασική ιδέα των αρχιτεκτονικών αντίδρασης είναι ότι η νοήμονα συμπεριφορά μπορεί να δημιουργηθεί χωρίς σαφείς αναπαραστάσεις και

χωρίς τεχνικές σαφούς συμπεράσματολογίας, αλλά απλά μπορεί να προκύψει μέσω της αλληλεπίδρασης του πράκτορα με το περιβάλλον του.

Υβριδικές Αρχιτεκτονικές: Οι υβριδικές αρχιτεκτονικές προσπαθούν να συνδυάσουν την γνωστική αρχιτεκτονική με την αρχιτεκτονική αντίδρασης εκμεταλλευόμενες τα πλεονεκτήματα της κάθε μίας. Έτσι ένας υβριδικός πράκτορας αποτελείται από δύο υποσυστήματα: το γνωστικό υποσύστημα όπου υπάρχει μία συμβολική αναπαράσταση του κόσμου και το υποσύστημα αντίδρασης με το οποίο ο πράκτορας μπορεί να αντιδρά στα ερεθίσματα του περιβάλλοντος χωρίς να καταφεύγει σε τεχνικές απόδειξης θεωρημάτων. Συνήθως δίνεται προτεραιότητα στο υποσύστημα αντίδρασης έτσι ώστε ο πράκτορας να μπορεί να αποκρίνεται άμεσα σε ερεθίσματα του περιβάλλοντος. Οι υβριδικές αρχιτεκτονικές έχουν αρκετά πλεονεκτήματα συγκρινόμενες με τις γνωστικές αρχιτεκτονικές και τις αρχιτεκτονικές αντίδρασης. Ωστόσο, το σημαντικότερο πρόβλημα αυτών των αρχιτεκτονικών είναι ότι δεν είναι πάντα εύκολο να συνδυαστούν μεταξύ τους τα δύο υποσυστήματα.

7.4 Γλώσσες προγραμματισμού πρακτόρων

Καθώς η τεχνολογία πρακτόρων γίνεται όλο και πιο δημοφιλής, περιμένουμε την εμφάνιση όλο και περισσότερων εργαλείων που βοηθούν το σχεδιασμό και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων βασισμένων σε πράκτορες. Έτσι έχουν ήδη αναπτυχθεί αρκετές γλώσσες προγραμματισμού οι οποίες επιτρέπουν τον προγραμματισμό με βάση έννοιες της θεωρίας πρακτόρων. Τέτοιες γλώσσες που έχουν κατά καιρούς αναπτυχθεί εξυπηρετούν κυρίως ερευνητικούς σκοπούς και δεν είναι ευρύτερα διαδεδομένες για ανάπτυξη εμπορικών εφαρμογών.

Οι γλώσσες πρακτόρων μπορούμε να πούμε ότι εισάγουν ένα νέο είδος προγραμματισμού, τον *προγραμματισμό προσανατολισμένο στους πράκτορες* (*agent oriented programming* ή AOP). Αυτό το είδος προγραμματισμού μπορούμε να πούμε ότι είναι μία εξειδίκευση του αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού (*object oriented programming* ή OOP). Η συσχέτιση του AOP με τον OOP βασίζεται στην λογική ότι οι έννοιες "αντικείμενο" και "πράκτορας" έχουν σαφείς αναλογίες. Τόσο τα αντικείμενα όσο και οι πράκτορες επικοινωνούν μεταξύ τους με μηνύματα. Επίσης, ο πράκτορας έχει μία εσωτερική κατάσταση (διανοητική κατάσταση) που δεν είναι άμεσα προσβάσιμη από τον έξω κόσμο όπως ακριβώς και το αντικείμενο έχει το ιδιωτικό του τμήμα.

Πίνακας 7.2 Αναλογίες μεταξύ αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού και προγραμματισμού πρακτόρων (Παναγιωτόπουλος, 2002)

	Προγραμματισμός προσανατολισμένος σε αντικείμενα	Προγραμματισμός προσανατολισμένος σε πράκτορες
Βασική μονάδα προγραμματισμού	Αντικείμενο	Πράκτορας
Παράμετροι που καθορίζουν την κατάσταση της βασικής μονάδας	Οτιδήποτε (δεν υπάρχει περιορισμός)	Πεποιθήσεις, δεσμεύσεις, ικανότητες, ...
Υπολογιστική διαδικασία	Ανταλλαγή μηνυμάτων και μέθοδοι απόκρισης	Ανταλλαγή μηνυμάτων και μέθοδοι απόκρισης
Τύποι μηνυμάτων	Οτιδήποτε (χωρίς περιορισμό)	Ενημέρωση, αίτηση, υπόσχεση, ...
Περιορισμοί στις μεθόδους	Κανένας περιορισμός	Τιμιότητα, συνέπεια, ...

Έτσι, όπως στον OOP έχουμε ως βασικά στοιχεία προγραμματισμού τα αντικείμενα, στον AOP έχουμε τους πράκτορες. Ενώ όμως τα αντικείμενα μπορούν να έχουν οτιδήποτε ως εσωτερική κατάσταση (το ιδιωτικό τμήμα του αντικειμένου μπορεί να περιέχει κάθε μορφής δεδομένα) η εσωτερική κατάσταση των πρακτόρων έχει καθορισμένη μορφή και ονομάζεται *διανοητική κατάσταση* (*mental state*). Η διανοητική κατάσταση αποτελείται από στοιχεία όπως πεποιθήσεις, ικανότητες, αποφάσεις, δεσμεύσεις κλπ. Επίσης και τα μηνύματα που ανταλλάσσονται μεταξύ των πρακτόρων είναι συγκεκριμένης μορφής όπως πληροφορίες, αιτήσεις κλπ. Συνολικά λοιπόν, ένα υπολογιστικό σύστημα βασισμένο σε πράκτορες αποτελείται από ένα σύνολο πρακτόρων που επικοινωνούν μεταξύ τους με μηνύματα της μορφής που αναφέραμε παραπάνω. Για να πάρουμε μία καλύτερη ιδέα για τον AOP θα περιγράψουμε με συντομία μία συγκεκριμένη γλώσσα πρακτόρων, την AGENT-0. Αν και η AGENT-0 είναι εξαιρετικά απλουστευμένη, μπορεί να μας δώσει μία γενική ιδέα για τον προσανατολισμένο σε πράκτορες προγραμματισμό.

Η γλώσσα AGENT-0: Η λογική που χρησιμοποιεί η γλώσσα AGENT-0 περιέχει τρεις βασικές έννοιες: πεποίθηση, δέσμευση και ικανότητα. Για να εκφράσουμε την πεποίθηση

χρησιμοποιούμε τη γενική μορφή $B_a^t \varphi$ που σημαίνει ότι στον χρόνο t ο πράκτορας a πιστεύει την πρόταση φ . Για την δέσμευση έχουμε τη γενική μορφή $OBL_{a,b}^t \varphi$ που σημαίνει ότι ο στον χρόνο t ο πράκτορας a είναι δεσμευμένος προς τον πράκτορα b για την πρόταση φ . Τέλος, για την ικανότητα έχουμε τη μορφή $CAN_a^t \varphi$ που σημαίνει ότι στον χρόνο t ο πράκτορας a είναι ικανός για την πρόταση φ .

Η γλώσσα AGENT-0 ανταποκρίνεται στην παραπάνω λογική. Έτσι ένας πράκτορας αποτελείται από ένα σύνολο ικανοτήτων (καθορίζει τι μπορεί να κάνει ο πράκτορας), ένα σύνολο αρχικών πεποιθήσεων και δεσμεύσεων και τέλος, ένα σύνολο κανόνων δέσμευσης το οποίο καθορίζει τις ενέργειες του πράκτορα. Κάθε κανόνας δέσμευσης περιλαμβάνει μία συνθήκη μηνύματος, μία συνθήκη διανοητικής κατάστασης και μία ενέργεια. Αν η συνθήκη μηνύματος ικανοποιείται από τα μηνύματα που έχει δεχτεί ο πράκτορας και η συνθήκη διανοητικής κατάστασης ικανοποιείται από τις πεποιθήσεις του πράκτορα τότε ο κανόνας δέσμευσης ενεργοποιείται. Αυτό έχει σαν συνέπεια ο πράκτορας να δεσμευτεί για τη συγκεκριμένη ενέργεια. Οι ενέργειες διακρίνονται σε εσωτερικές (επιδρούν στην εσωτερική κατάσταση του πράκτορα) και σε επικοινωνιακές (αποστολή μηνυμάτων). Τα μηνύματα μπορούν να έχουν μόνο τις τρεις ακόλουθες μορφές: αίτηση, ακύρωση αίτησης και ενημέρωση. Τα μηνύματα αίτησης ή ακύρωσης μεταβάλλουν τις δεσμεύσεις του πράκτορα ενώ τα μηνύματα ενημέρωσης αλλάζουν τις πεποιθήσεις του πράκτορα.

Άλλες Γλώσσες Πρακτόρων : Εκτός από την AGENT-0 υπάρχουν και άλλες, περισσότερο εξελιγμένες γλώσσες πρακτόρων, μερικές από τις οποίες αναφέρουμε παρακάτω:

- *PLACA (PLAnning Communicating Agents):* Η PLACA επιτρέπει τον σχεδιασμό δράσης των πρακτόρων και την επικοινωνία μεταξύ τους με σκοπό την επίτευξη στόχων υψηλού επιπέδου.
- *Concurrent MetateM:* Με την γλώσσα αυτή μπορούμε να κατασκευάσουμε συστήματα πρακτόρων αποτελούμενα από πολλούς πράκτορες που δρουν ταυτόχρονα και επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω ασύγχρονης εκπομπής μηνυμάτων. Η σημασιολογία της γλώσσας αυτής συνδέεται στενά με την

σημασιολογία της χρονικής λογικής.

- *APRIL και MAIL*: Οι γλώσσες αυτές βοηθούν στην ανάπτυξη εφαρμογών πολλών πρακτόρων. Η APRIL προσφέρει λειτουργίες για πολυεπεξεργασία και επικοινωνία μεταξύ πρακτόρων. Η MAIL παρέχει μία συλλογή προκαθορισμένων εργαλείων αφαίρεσης όπως καθορισμός πλάνων από πολλούς πράκτορες.
- *TELESCRIPT*: Η Telescript είναι ίσως η πρώτη εμπορική γλώσσα πρακτόρων. Η γλώσσα αυτή παρέχει ένα περιβάλλον για ανάπτυξη κοινωνιών πρακτόρων. Στην Telescript έχουμε δύο βασικές έννοιες: τους τόπους και τους πράκτορες. Οι τόποι είναι εικονικές τοποθεσίες στις οποίες μπορούν να δρουν πράκτορες ενώ οι πράκτορες είναι παραγωγοί και καταναλωτές αγαθών σε μία εικονική αγορά. Οι πράκτορες μπορούν να κινούνται από τον ένα τόπο στον άλλο, καθώς επίσης και να επικοινωνούν μεταξύ τους είτε βρίσκονται σε διαφορετικές τοποθεσίες είτε βρίσκονται στην ίδια τοποθεσία (οπότε έχουμε "συνάντηση").

7.5 Εφαρμογές των Έξυπνων Πρακτόρων

Οι περισσότερες εφαρμογές πρακτόρων που έχουν υλοποιηθεί μέχρι σήμερα είναι κυρίως πειραματικές. Παράλληλα, πολλά πανεπιστήμια και εταιρίες (όπως η Microsoft και η IBM) κάνουν έρευνες πάνω στον τομέα των Έξυπνων Πρακτόρων. Τα ερευνητικά αυτά προγράμματα στοχεύουν κυρίως στην κατασκευή σχετικά απλών εφαρμογών που να μπορούν να υλοποιηθούν σε εύλογο χρονικό διάστημα. Έτσι γίνεται αρχικά έρευνα για απλούς τύπους πρακτόρων (όπως πρακτόρων αναζήτησης, πρακτόρων χειρισμού του e-mail κλπ). Αφού κατασκευαστούν αυτοί οι απλοί τύποι πρακτόρων, χρησιμοποιούνται ως βάση για την κατασκευή πιο πολύπλοκων πρακτόρων.

Οι σημαντικότερες κατηγορίες εφαρμογών στις οποίες χρησιμοποιείται η τεχνολογία των έξυπνων πρακτόρων είναι οι παρακάτω:

- **Διαχείριση Ηλεκτρονικών Μηνυμάτων (e-mail)**

Το λογισμικό διαχείρισης ηλεκτρονικών μηνυμάτων είναι ένας τομέας όπου ήδη χρησιμοποιούνται με αρκετή επιτυχία έξυπνοι πράκτορες. Οι χρήστες αυτού του λογισμικού θέλουν να υπάρχει οργάνωση καθώς και ένα είδος προτεραιότητας στα μηνύματα που δέχονται μέσω του e-mail. Αυτές οι λειτουργίες θα μπορούσαν να απλοποιηθούν με τη βοήθεια ενός έξυπνου πράκτορα στον οποίο ο χρήστης θα

δίνει κάποιους κανόνες και προτιμήσεις σύμφωνα με τα οποία θα γίνει η οργάνωση των μηνυμάτων. Ο πράκτορας θα μπορεί επίσης να συμπεραίνει αυτόματα κανόνες παρατηρώντας και προσπαθώντας να βρει πρότυπα στη συμπεριφορά του χρήστη.

- **Αναζήτηση Πληροφοριών**

Με την δημοτικότητα που έχει αποκτήσει το Internet, οι χρήστες έχουν διαθέσιμο ένα τεράστιο ποσό πληροφορίας. Έτσι δημιουργείται η ανάγκη για την ύπαρξη εργαλείων για αναζήτηση πληροφοριών. Οι μηχανές αναζήτησης που υπάρχουν στο Internet εξυπηρετούν αυτό το σκοπό και αναζητούν πληροφορία με βάση λέξεις-κλειδιά που δίνονται από το χρήστη. Όμως αυτός ο τρόπος αναζήτησης έχει το μειονέκτημα ότι απαιτεί από τον χρήστη να ορίσει τις σωστές λέξεις-κλειδιά. Στην αντίθετη περίπτωση μπορεί να μην εμφανιστούν στον χρήστη όλες οι απαιτούμενες πληροφορίες ή αντίθετα μπορεί να του εμφανιστεί ένα μεγάλο πλήθος πληροφορίας, μεγάλο μέρος της οποίας είναι άσχετο.

Μια πιο αποτελεσματική λύση στο πρόβλημα της αναζήτησης πληροφοριών θα μπορούσε να δοθεί με τη βοήθεια ενός έξυπνου πράκτορα που θα έχει τη δυνατότητα να αναζητά πληροφορίες με έναν περισσότερο "ευφυή" τρόπο. Έτσι, η αναζήτηση δεν θα γίνεται μόνο με βάση τις λέξεις που δίνει ο χρήστης αλλά και με λέξεις και έννοιες που σχετίζονται με τις δοθείσες. Ίσως ακόμα να μπορεί ο πράκτορας να κάνει και διορθώσεις στα ερωτήματα του χρήστη αν κρίνει ότι αυτά περιέχουν κάποιο λάθος.

- **Προσαρμοστικά Συστήματα Επικοινωνίας**

Τα γραφικά συστήματα επικοινωνίας (Graphic User Interfaces ή GUIs) προσφέρουν σήμερα έναν φιλικό τρόπο αλληλεπίδρασης του χρήστη με τον υπολογιστή. Καθώς όμως τα καινούργια προγράμματα παρουσιάζουν όλο και περισσότερες δυνατότητες και επιλογές, το interface τους τείνει και αυτό να γίνει πολύπλοκο. Παράλληλα, όλο και περισσότερα άτομα χρησιμοποιούν τους υπολογιστές, οπότε πολλοί από τους χρήστες δεν είναι καθόλου εξοικειωμένοι με αυτούς και έτσι αντιμετωπίζουν δυσκολίες στον χειρισμό. Είναι λοιπόν χρήσιμο πολλές φορές να υπάρχει κάποια βοήθεια προς τον άπειρο χρήστη πέρα από τα γνωστά κείμενα βοήθειας (help). Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται πράκτορες που ονομάζονται *πράκτορες επικοινωνίας* (*interface agents*). Αυτοί παρακολουθούν τη συμπεριφορά του χρήστη και τον βοηθούν αυτόματα όταν υπάρξει κάποιο πρόβλημα. Για παράδειγμα, όταν ο πράκτορας

επικοινωνίας παρατηρήσει ότι ο χρήστης κάνει συχνά το ίδιο λάθος μπορεί να του εμφανίσει ένα κατατοπιστικό κείμενο που να του επεξηγεί το λάθος που έκανε. Πράκτορες αυτού του είδους χρησιμοποιούνται ήδη σε αρκετές δημοφιλείς εμπορικές εφαρμογές.

- **Ηλεκτρονικό Εμπόριο**

Το ηλεκτρονικό εμπόριο είναι άλλος ένας τομέας που έχει γνωρίσει μεγάλη ανάπτυξη λόγω της δημοτικότητας του Internet. Οι χρήστες που θέλουν να κάνουν αγορές μέσω ενός τέτοιου συστήματος πρέπει να αναζητήσουν πληροφορίες για τα προϊόντα που τους ενδιαφέρουν ενώ οι πωλητές πρέπει να αναζητήσουν υποψήφιους αγοραστές για να τους δώσουν πληροφορίες για τα προϊόντα τους. Ένας έξυπνος πράκτορας θα μπορούσε να βοηθήσει τους αγοραστές ψάχνοντας πληροφορίες για προϊόντα και ελέγχοντας τις τιμές, τις προδιαγραφές και γενικά όλα τα χαρακτηριστικά τους. Με βάση αυτά τα στοιχεία ο πράκτορας θα είναι σε θέση να προτείνει την άριστη ή τις άριστες αγορές. Ένας πράκτορας επίσης θα μπορούσε να λειτουργεί για λογαριασμό των πωλητών προτείνοντας υποψήφιους αγοραστές και ακόμα δίνοντας συμβουλές για το προϊόν σε άτομα που το έχουν ήδη αγοράσει.

- **Διαχείριση Συστήματος και Δικτύου**

Καθώς στον χώρο των υπολογιστών τείνουν να κυριαρχήσουν τα δίκτυα και η αρχιτεκτονική client-server, η διαχείριση συστήματος και δικτύου τείνει να γίνει όλο και πιο πολύπλοκη. Έτσι οι διαχειριστές συστήματος και δικτύου χρειάζονται κάποια απλοποίηση στη διαχείριση για να αντιμετωπίσουν την πολυπλοκότητα αυτή. Η τεχνολογία των έξυπνων πρακτόρων μπορεί να βοηθήσει προς αυτή την κατεύθυνση βοηθώντας τους χρήστες να διαχειρίζονται το σύστημα σε ένα ανώτερο επίπεδο αφαίρεσης. Επιπλέον, αυτοί οι πράκτορες θα μπορούν να αναγνωρίζουν πρότυπα συμπεριφοράς του συστήματος και να αντιδρούν κατάλληλα.

- **Απομακρυσμένη Πρόσβαση**

Οι χρήστες σε ένα δίκτυο θέλουν να έχουν πρόσβαση σε πόρους που βρίσκονται σε οποιαδήποτε τοποθεσία στο δίκτυο. Ένας έξυπνος πράκτορας που θα βρίσκεται μέσα στο δίκτυο θα μπορεί να ικανοποιεί τις αιτήσεις των χρηστών και παράλληλα να κάνει και κάποια επεξεργασία των δεδομένων που μεταφέρονται (για παράδειγμα, συμπίεση).

- **Συνεργασία**

Στη συνεργασία πολλοί χρήστες εργάζονται την ίδια στιγμή πάνω σε κοινά έγγραφα μέσω δικτύου συνήθως χρησιμοποιώντας βιντεοδιάσκεψη. Οι έξυπνοι πράκτορες μπορούν να βοηθήσουν στη διαχείριση της εργασίας των ατόμων της ομάδας.

- **Ψυχαγωγικές εφαρμογές**

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η ιδέα της χρησιμοποίησης έξυπνων πρακτόρων σε τομείς όπως τα παιχνίδια, η εικονική πραγματικότητα και ο κινηματογράφος. Η βασική ιδέα σε τέτοιου είδους εφαρμογές είναι η κατασκευή εικονικών κόσμων πρακτόρων. Για την κατασκευή τέτοιων εικονικών κόσμων πρέπει πρώτα να κατασκευάσουμε *αληθοφανείς πράκτορες (believable agents)* δηλαδή πράκτορες που η συμπεριφορά τους μας δίνει την ψευδαίσθηση ότι έχουν πραγματικά ζωή. Η σημαντικότερη ιδιότητα αυτών των πρακτόρων είναι το συναίσθημα, δηλαδή δεν δρουν στο περιβάλλον με έναν "μηχανικό" τρόπο, αλλά έχουν μία συμπεριφορά που κατά κάποιο τρόπο μοιάζει με την ανθρώπινη.

7.6 Ευφυείς Πράκτορες: Μαθηματική Προσέγγιση

Μια θεωρία τεχνητής νοημοσύνης είναι πλήρης, όταν περιγράφει την εσωτερική δομή (λόγου χάρη, την αρχιτεκτονική) ενός έξυπνου πράκτορα καθώς και την εξωτερική του συμπεριφορά. Σε αυτό το κεφάλαιο, ορίζουμε διάφορους τύπους αρχιτεκτονικών έξυπνων πρακτόρων και μελετάμε τις ιδιότητες τους.

Παρά το γεγονός ότι ένα μεγάλο τμήμα της Τεχνητής Νοημοσύνης αφορά πολλαπλούς πράκτορες και τις αλληλεπιδράσεις τους, εδώ θα θεωρούμε ότι δουλεύουμε σε περιβάλλον με ένα πράκτορα όπου, προφανώς, προκαλούνται αλλαγές μόνο μέσω των ενεργειών αυτού του μοναδικού πράκτορα. Αυτή η παραδοχή απλοποιεί σε μεγάλο βαθμό την παρουσίαση πολλών θεμελιωδών στοιχείων της αρχιτεκτονικής. Παρόλο που η διαχείριση στην οποία καταλήγουμε δεν είναι απόλυτα γενική, μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλές περιπτώσεις, και πολλά από τα αποτελέσματα εφαρμόζονται ακόμη και σε περιβάλλοντα με πολλαπλούς πράκτορες.

7.6.1 Τροπιστικοί πράκτορες

Τροπισμός (*tropism*) καλείται η τάση ενός ζώου ή φυτού να ενεργεί αντιδρώντας σε ένα εξωτερικό ερέθισμα. Σε αυτή την ενότητα εξετάζουμε μία κλάση πρακτόρων, που ονομάζονται τροπιστικοί πράκτορες (*tropistic agents*), η δραστηριότητα των

οποίων καθορίζεται ανά πάσα στιγμή μόνο από την τρέχουσα κατάσταση του περιβάλλοντος όπου ανήκουν.

Κατά την μελέτη των τροπιστικών πρακτόρων, ότι το περιβάλλον του πράκτορα μπορεί να βρίσκεται σε μία από τις καταστάσεις του συνόλου S . Στην επόμενη ενότητα εξετάζουμε τους πράκτορες και τις εσωτερικές καταστάσεις τους (π.χ., μνήμη), αλλά προς το παρόν αγνοούμε αυτή την δυνατότητα.

Φυσικά, εξαιτίας αισθητήριων περιορισμών, δεν μπορεί κάθε πράκτορας να διακρίνει οποιαδήποτε εξωτερική κατάσταση από τις άλλες, και διάφοροι πράκτορες έχουν διαφορετικές αισθητήριες δυνατότητες. Ένας πράκτορας μπορεί να έχει την δυνατότητα να καταλαβαίνει τα χρώματα των στοιχείων, ενώ ένας άλλος μπορεί να καταλαβαίνει τα βάρη αλλά όχι τα χρώματα. Για να χαρακτηρίσουμε τις αισθητήριες δυνατότητες ενός πράκτορα, διαμερίζουμε το σύνολο S των εξωτερικών καταστάσεων σε ένα σύνολο T ανεξάρτητων υποσυνόλων τέτοιο ώστε ο πράκτορας να είναι ικανός να διακρίνει καταστάσεις διαφορετικών διαμερίσεων αλλά και ανίκανος να ξεχωρίσει καταστάσεις της ίδιας διαμέρισης.

Για να συσχετίσουμε τις καταστάσεις του S με τις διαμερίσεις του T , μια συνάρτηση *see*, η οποία συσχετίζει κάθε κατάσταση του S με την διαμέριση στην οποία ανήκει. Μια τέτοια συνάρτηση την καλούμε αισθητήρια συνάρτηση (*sensory function*).

$$see: S \rightarrow T$$

Όπως και με τις αισθητήριες δυνατότητες, κάθε πράκτορας μπορεί να έχει διαφορετικές δυνατότητες επίδρασης. Κάποιος πράκτορας μπορεί να ζωγραφίζει στοιχεία αλλά όχι να τα μετακινεί, ενώ κάποιος άλλος μπορεί να τα μετακινεί αλλά όχι να τους αλλάζει χρώματα. Για να χαρακτηρίσουμε αυτές τις δυνατότητες επίδρασης, παραδεχόμαστε την ύπαρξη ενός συνόλου A από ενέργειες, οι οποίες μπορούν να γίνουν από τον πράκτορα που περιγράφουμε.

Για να χαρακτηρίσουμε τα αποτελέσματα αυτών των ενεργειών, ορίζουμε μια συνάρτηση *do*, η οποία αντιστοιχεί κάθε ενέργεια και κατάσταση με την κατάσταση η οποία επέρχεται από την εκτέλεση της δεδομένης ενέργειας κατά την δεδομένη κατάσταση. Μια τέτοια συνάρτηση την καλούμε συνάρτηση επίδρασης (*effectory function*).

Για να χαρακτηρίσουμε την δραστηριότητα ενός πράκτορα, ορίζουμε μια συνάρτηση *action* από τις διαμερίσεις καταστάσεων στις ενέργειες που αντιστοιχεί κάθε διαμέριση καταστάσεων στην ενέργεια που πρέπει να προβεί ο

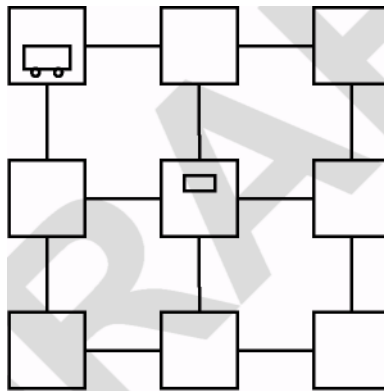
πράκτορας όποτε βρίσκεται σε μια από τις καταστάσεις της δεδομένης διαμέρισης.

$$\text{action}: T \rightarrow A$$

Τελικά, ορίζουμε έναν τροπιστικό πράκτορα σε ένα περιβάλλον από μια εξάδα με τη μορφή που φαίνεται παρακάτω. Το σύνολο S περιλαμβάνει όλες τις καταστάσεις του εξωτερικού κόσμου, το Γ είναι ένα σύνολο διαμερίσεων του S , το A ένα σύνολο ενεργειών, see είναι μια συνάρτηση που αντιστοιχεί το S στο T , do είναι μια συνάρτηση από το $A \times S$ στο S , και $action$ μια συνάρτηση από το T στο A .

$$(S, T, A, see, do, action)$$

Συνοψίζοντας την λειτουργία του τροπιστικού πράκτορα έχουμε τα εξής: Σε κάθε κύκλο, το περιβάλλον του πράκτορα βρίσκεται στην κατάσταση s . Ο πράκτορας παρατηρεί την διαμέριση t σύμφωνα με την $see(s)$. Χρησιμοποιεί την $action$ για να βρει την ενέργεια a που αντιστοιχεί στην t . Κατόπιν, εκτελεί αυτή την ενέργεια, παράγοντας επομένως την κατάσταση $do(a,s)$. Ο κύκλος επαναλαμβάνεται.



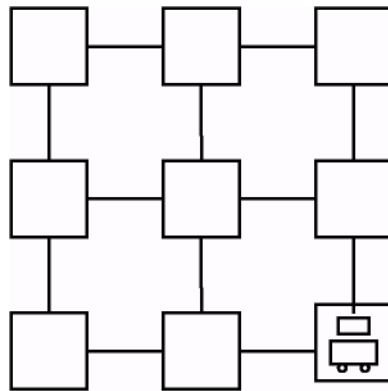
Σχήμα 7.2 Μια κατάσταση του Λαβύρινθου (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Για να παρουσιάσουμε τις παραπάνω έννοιες, θα χρησιμοποιήσουμε μια περιοχή προβλημάτων που ονομάζεται Λαβύρινθος (Maze World). Ο Λαβύρινθος αποτελείται από ένα σύνολο κυψελών που συνδέονται μεταξύ τους με μονοπάτια. Οι κυψέλες τοποθετούνται σε ένα ορθογώνιο πλέγμα, όπου κάθε κυψέλη συνδέεται με τους γείτονες της. Σε μια από τις κυψέλες υπάρχει ένα καρότσι και σε μια άλλη υπάρχει χρυσός.

Μια κατάσταση του Λαβύρινθου φαίνεται στο Σχήμα 7.2. Το καρότσι βρίσκεται στην πρώτη κυψέλη της πρώτης γραμμής, και ο χρυσός στην δεύτερη κυψέλη της δεύτερης γραμμής. Το Σχήμα 7.3 απεικονίζει μια διαφορετική κατάσταση του Λαβύρινθου. Η μόνη διαφορά είναι η θέση όπου έχουν τοποθετηθεί το καρότσι και

ο χρυσός. Στο δεύτερο σχήμα, και τα δύο έχουν τοποθετηθεί στην τρίτη κυψέλη της τρίτης γραμμής. Για έναν Λαβύρινθο με πλέγμα κυψελών 3×3 , υπάρχουν 90 πιθανές καταστάσεις. Το καρότσι μπορεί να βρίσκεται σε οποιαδήποτε από τις 9 κυψέλες (9 πιθανότητες), ο χρυσός επίσης σε οποιαδήποτε από τις 9 κυψέλες ή μέσα στο καρότσι (συνολικά 10 πιθανότητες).

Σύμφωνα με τα όσα έχουμε εξηγήσει έως τώρα, μπορούμε να διακρίνουμε καθεμιά από αυτές τις καταστάσεις από τις άλλες. Σε αντιπαράθεση, θεωρήστε έναν έξυπνο πράκτορα με αισθητήρες πάνω στο καρότσι. Μπορεί να μας ενημερώσει για την θέση στην οποία βρίσκεται. Όσον αφορά όμως τον χρυσό, μπορεί να μας πληροφορήσει μόνο για το αν ο χρυσός βρίσκεται μέσα στο καρότσι, αν είναι στην ίδια κυψέλη ή κάπου αλλού.



Σχήμα 7.3 Μια άλλη κατάσταση του Λαβύρινθου (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Αυτοί οι αισθητήριοι περιορισμοί διαιρούν το σύνολο των 90 καταστάσεων σε 27 υποσύνολα. Οι καταστάσεις κάθε υποσυνόλου συμφωνούν με την θέση του καροτσιού.

Επίσης, συμφωνούν με την θέση του χρυσού σε σχέση με το καρότσι, αλλά διαφωνούν με την ακριβή θέση του χρυσού όταν είναι τοποθετημένος σε διαφορετική κυψέλη.




Επιπρόσθετα σε αυτούς τους αισθητήριους περιορισμούς, ο πράκτορας μας έχει ορισμένους περιορισμούς επίδρασης. Για παράδειγμα, δεν μπορεί να αλλάξει την κατάσταση του Σχήματος 7.2 στην κατάσταση του Σχήματος 7.3 με ένα μόνο βήμα. Παρ' όλα αυτά, μπορεί να μετακινεί το καρότσι από κυψέλη σε κυψέλη, και μπορεί να διαχειριστεί τον χρυσό όποτε βρίσκεται μέσα στο καρότσι ή στην ίδια κυψέλη.

Μπορούμε να αντιληφθούμε τις δυνατότητες επίδρασης του πράκτορα με την μορφή εφτά ενεργειών. Ο πράκτορας μπορεί να μετακινήσει το καρότσι προς τα

πάνω, κάτω αριστερά, ή δεξιά - κατά μία κυψέλη κάθε φορά. Μπορεί να τοποθετήσει τον χρυσό μέσα στο καρότσι ή να τον βγάλει από αυτό. Ο πράκτορας μπορεί και να μην κάνει τίποτα. Θεωρούμε ότι η do χαρακτηρίζει τις συνήθεις επιδράσεις αυτών των ενεργειών. Για παράδειγμα, η μετακίνηση του καροτσιού από την πάνω αριστερή γωνία προς τα δεξιά οδηγεί σε μια κατάσταση όπου το καρότσι βρίσκεται στην μεσαία κυψέλη της πρώτης γραμμής. Η μεταφορά του χρυσού που βρίσκεται στην ίδια κυψέλη με το καρότσι μέσα στο καρότσι, οδηγεί στην κατάσταση όπου ο χρυσός βρίσκεται μέσα στο καρότσι. Για ευκολία, παραδεχόμαστε ότι η προσπάθεια να κάνουμε οποιαδήποτε ενέργεια από αυτές ενώ βρισκόμαστε σε μια κατάσταση που δεν το επιτρέπει δεν έχει κανένα αποτέλεσμα. Παραδείγματος χάριν, η προσπάθεια να μετακινήσουμε το καρότσι από της δεξιότερη κυψέλη προς τα δεξιά δεν έχει αποτέλεσμα. Ομοίως, δεν έχει αποτέλεσμα η προσπάθεια μετακίνησης του χρυσού μέσα ή έξω από το καρότσι όταν ο χρυσός δεν βρίσκεται στην ίδια κυψέλη.

Τώρα, σκεφτείτε το πρόβλημα σχεδιασμού μιας συνάρτησης ενέργειας για κάποιον πράκτορα με αυτούς τους περιορισμούς. Ας θεωρήσουμε ότι η αρχική κατάσταση του καροτσιού είναι η τοποθέτηση του καροτσιού στην κυψέλη στην πάνω αριστερή γωνία του λαβύρινθου. Στόχος μας είναι να πάρουμε τον χρυσό στην έξοδο - την κυψέλη στην κάτω δεξιά γωνία - ανεξάρτητα από την αρχική θέση του χρυσού.

Η βασική ιδέα του ορισμού μας είναι η ακόλουθη. Εάν το καρότσι βρίσκεται στην έξοδο και ο χρυσός είναι στην ίδια κυψέλη, ο πράκτορας δεν κάνει τίποτα. Εάν το καρότσι είναι στην έξοδο και ο χρυσός βρίσκεται μέσα σ' αυτό, τότε ο πράκτορας βγάζει τον χρυσό. Αν το καρότσι βρίσκεται οπουδήποτε αλλού και ο χρυσός βρίσκεται στην ίδια κυψέλη, ο πράκτορας τοποθετεί τον χρυσό στο καρότσι. Αν το καρότσι δεν είναι στην έξοδο και ο χρυσός βρίσκεται μέσα σ' αυτό, τότε ο πράκτορας μετακινεί το καρότσι προς την έξοδο. Αλλιώς, ο πράκτορας μετακινεί συστηματικά το καρότσι μέσα στον λαβύρινθο μέχρι να βρεθεί ο χρυσός. Ο πράκτορας μετακινεί αρχικά το καρότσι κατά μήκος της πρώτης γραμμής, μετά το πάει προς τα κάτω στην τρίτη κυψέλη της δεύτερης γραμμής, κατόπιν κατά μήκος της δεύτερης γραμμής και προς τα αριστερά, πάλι κάτω και τέλος κατά μήκος της τρίτης γραμμής προς την έξοδο.

Γραμμή	Στήλη			
1	1	δεξιά	μέσα	δεξιά
1	2	δεξιά	μέσα	δεξιά
1	3	κάτω	μέσα	κάτω
2	1	δεξιά	μέσα	κάτω
2	2	δεξιά	μέσα	αριστερά
2	3	κάτω	μέσα	αριστερά
3	1	δεξιά	μέσα	δεξιά
3	2	δεξιά	μέσα	δεξιά
3	3	έξω	καμία λειτ.	

Σχήμα 7.4 Συνάρτηση ενέργειας για έναν τροποστικό πράκτορα (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Η συνάρτηση ενέργειας που αναλογεί σε αυτή τη διαδικασία δίνεται από τον πίνακα του Σχήματος 7.4. Οι γραμμές αντιστοιχούν στις γραμμές του καροτσιού, και οι στήλες στις σχετικές θέσεις του χρυσού. Κάθε είσοδος δηλώνει την ενέργεια για την διαμέριση καταστάσεων που ορίζεται από τη γραμμή και τη στήλη. Δεν έχουμε δώσει μια τιμή για την περίπτωση που το καρότσι είναι στην έξοδο αλλά ο χρυσός είναι αλλού, αφού αυτή η περίπτωση είναι απίθανη.

Φυσικά, αυτή δεν είναι η μοναδική διαδικασία που επιλύει το πρόβλημα. Αντί να μετακινήσουμε το καρότσι μέσα στην ίδια στήλη όπως στην έξοδο και μετά να το βάλουμε στην ίδια γραμμή, θα μπορούσαμε πρώτα να το μετακινούσαμε στην ίδια γραμμή και μετά στην ίδια στήλη.

Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν μερικά σημεία της διαδικασίας που δεν είναι τυχαία. Για παράδειγμα, κάθε διαδικασία που επιλύει το πρόβλημα πρέπει να επιβάλλει την ενέργεια ξεφορτώματος του χρυσού, όποτε αυτός βρίσκεται μέσα στο καρότσι και το καρότσι είναι στην έξοδο.

7.6.2 Υστερητικοί Πράκτορες

Ο πράκτορας που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα είναι εξαιρετικά απλός. Εφόσον δεν διαθέτει καμία εσωτερική κατάσταση, είναι υποχρεωμένος να επιλέξει τις ενέργειες του μόνο με βάση τις παρατηρήσεις του - δεν μπορεί να εξασφαλίσει πληροφορίες για μια εξωτερική κατάσταση με βάση τις οποίες θα επιλέξει την ενέργεια που θα κάνει σε οποιαδήποτε άλλη κατάσταση. Παρά το γεγονός ότι δεν είναι απαραίτητη μια εσωτερική κατάσταση σε αυτή την απλή περίπτωση, γενικά είναι εξαιρετικά χρήσιμη η ικανότητα διατήρησης πληροφοριών εσωτερικά. Σε αυτή την ενότητα, εξειδικεύουμε τους ορισμούς της προηγούμενης ενότητας για να καλύψουμε και πράκτορες με εσωτερική κατάσταση, οι οποίοι από εδώ και πέρα θα αποκαλούνται υστερητικοί πράκτορες (*hysteretic*

agents).

Για να χαρακτηρίσουμε έναν υστερητικό πράκτορα, θεωρούμε ότι μπορεί να βρίσκεται σε μια από τις εσωτερικές καταστάσεις του συνόλου I . Θεωρούμε ακόμη ότι ο πράκτορας μπορεί να ξεχωρίσει την κάθε εσωτερική κατάσταση από τις υπόλοιπες, και επομένως, δεν χρειάζεται η διαμέριση του I σε υποσύνολα ή ο ορισμός αισθητήριων συναρτήσεων. Επίσης, θεωρούμε ότι ο πράκτορας έχει την δυνατότητα να μεταβάλει το I σε οποιοδήποτε άλλο μέλος του I με ένα μόνο βήμα. (Παρά της ενδιαφέρουσας σκέψης για πράκτορες που διαθέτουν εσωτερικά αισθητήρια περιορισμούς επίδρασης, αυτές οι περιπλοκές δεν χρειάζονται για τους πράκτορες που μελετάμε σε αυτό το κεφάλαιο.)

Μια σημαντική διαφορά μεταξύ ενός τροπιστικού και ενός υστερητικού πράκτορα είναι ότι η συνάρτηση ενέργειας του υστερητικού πράκτορα προϋποθέτει την ύπαρξη εσωτερικής κατάστασης και παρατηρήσεων για την υπαγόρευση ενεργειών.

$$action: I \times T \rightarrow A$$

Στον υστερητικό πράκτορα, υπάρχει και μια συνάρτηση ανανέωσης της μνήμης που αντιστοιχεί μια εσωτερική κατάσταση και μια παρατήρηση σε μια επόμενη εσωτερική κατάσταση.

$$internal: I \times T \rightarrow A$$

Ως παράδειγμα ενός κατάλληλου πράκτορα και της ανάγκης για μνήμη, σκεφτείτε μια παραλλαγή του Λαβύρινθου όπου ο πράκτορας μπορεί να καθορίσει την σχετική θέση του χρυσού αλλά όχι την δικιά του θέση. Όπως και πριν, θεωρούμε ότι ο πράκτορας ξεκινά από την κυψέλη στην πάνω αριστερή γωνία του λαβύρινθου.

Οι αισθητήριοι περιορισμοί του πράκτορα διαιρούν το σύνολο των 90 καταστάσεων σε τρία υποσύνολα. Το πρώτο μέρος αποτελείται από εννέα καταστάσεις όπου ο χρυσός βρίσκεται μέσα στο καρότσι. Το δεύτερο υποσύνολο αποτελείται από εννέα καταστάσεις όπου ο χρυσός είναι στην ίδια κυψέλη αλλά όχι μέσα στο καρότσι. Το τρίτο υποσύνολο αποτελείται από τις 72 καταστάσεις όπου ο χρυσός είναι αλλού (εννέα πιθανές θέσεις του καροτσιού και καθεμιά από αυτές οκτώ πιθανές θέσεις του χρυσού). Παρακάτω, θεωρούμε ότι η συνάρτηση *see* αντιστοιχεί κάθε κατάσταση με την κατάλληλη διαμέριση.

Οι τρεις διαμερίσεις παρουσιάζονται γραφικά στο Σχήμα 7.5. Το διάγραμμα που υπάρχει στα αριστερά υποδηλώνει το σύνολο των καταστάσεων όπου ο

χρυσός βρίσκεται εντός του καροτσιού. Το μεσαίο διάγραμμα δηλώνει το σύνολο των καταστάσεων όπου ο χρυσός είναι στην ίδια κυψέλη. Το διάγραμμα στα δεξιά δηλώνει το σύνολο των καταστάσεων όπου ο χρυσός είναι αλλού.

Εφόσον ο πράκτορας μας είναι ανίκανος να γνωρίζει την δική του θέση, αυτή η πληροφορία πρέπει να εγγραφεί στην εσωτερική κατάσταση του πράκτορα. Γι' αυτό, ορίζουμε ως σύνολο εσωτερικών καταστάσεων το σύνολο των ακεραίων από το 1 έως το 9, ο καθένας από τους οποίους αντιπροσωπεύει μια συγκεκριμένη κυψέλη του Λαβύρινθου. Άρα, ο ακέραιος 1 αντιπροσωπεύει την πρώτη κυψέλη της πρώτης γραμμής, ο 2 υποδηλώνει την δεύτερη κυψέλη της πρώτης γραμμής, ο 3 την τρίτη κυψέλη, ο 4 την πρώτη της δεύτερης γραμμής, κ.ο.κ. Αφού γνωρίζουμε ότι ο πράκτορας αρχίζει να λειτουργεί από την πάνω αριστερή γωνία, έχουμε ως αρχική εσωτερική κατάσταση την 1.





Σχήμα 7.5 Τρεις διαμερίσεις του Λαβύρινθου (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Η συνάρτηση ενέργειας για αυτή τη διαδικασία δίνεται από τον πίνακα του Σχήματος 7.6, και η συνάρτηση ανανέωσης της εσωτερικής κατάστασης από το Σχήμα 7.7. Οι γραμμές κάθε πίνακα αντιστοιχούν στις εσωτερικές καταστάσεις, και οι στήλες στις παρατηρήσεις. Κάθε είσοδος στον πίνακα ενεργειών υποδεικνύει την ενέργεια που θα εκτελεστεί, και κάθε είσοδος στον πίνακα ανανέωσης της εσωτερικής κατάστασης υποδεικνύει την νέα εσωτερική κατάσταση. Πάλι δεν έχουμε δώσει τιμές για την περίπτωση που το καρότσι είναι στην έξοδο και ο χρυσός αλλού, αφού αυτή η περίπτωση είναι αδύνατη.


7.6.3 Πράκτορες Γνωστικού Επιπέδου

Η θεωρία των πρακτόρων της προηγούμενης ενότητας μας επιτρέπει να τους περιγράψουμε σε ένα σχετικά καλό βαθμό λεπτομέρειας. Το πρόβλημα είναι ότι για του σκοπούς της Τεχνητής Νοημοσύνης, δεν είναι απαραίτητος ο σχεδιασμός σε τόσο λεπτομερές επίπεδο, π.χ. ένας νευρωνικός χάρτης του ανθρώπινου εγκεφάλου ή ένα διάγραμμα καλωδίωσης ενός Η/Υ. Η εξυπνάδα αποτελεί ένα φαινόμενο που υπερβαίνει την τεχνολογία ολοκλήρωσης, όπως η βιολογία ή η ηλεκτρονική. Συνεπώς, επιθυμούμε ένα σχεδιασμό χωρίς φυσικές λεπτομέρειες.

Εσωτερική Κατάσταση			
1	δεξιά	μέσα	δεξιά
2	δεξιά	μέσα	δεξιά
3	κάτω	μέσα	κάτω
4	δεξιά	μέσα	κάτω
5	δεξιά	μέσα	αριστερά
6	κάτω	μέσα	αριστερά
7	δεξιά	μέσα	δεξιά
8	δεξιά	μέσα	δεξιά
9	έξω	καμία λ.ειτ.	

Σχήμα 7.6 Συνάρτηση ενέργειας για έναν υστερητικό πράκτορα (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Στην παρούσα ενότητα, εξετάζουμε μια θεωρία πρακτόρων, που ονομάζεται γνωστικό επίπεδο (*knowledge level*), από όπου απουσιάζει κάθε περιττή λεπτομέρεια. Εδώ, η εσωτερική κατάσταση του πράκτορα αποτελείται από μια βάση δεδομένων από προτάσεις κατηγορηματικού λογισμού, και οι πνευματικές ενέργειες του πράκτορα θεωρούνται ως συμπεράσματα στην βάση δεδομένων του. Σε αυτό το επίπεδο δεν διευκρινίζουμε πώς αποθηκεύονται φυσικά τα πιστεύω, ούτε περιγράφουμε την υλοποίηση των συμπερασμάτων του πράκτορα.

Εσωτερική Κατάσταση			
1	2	1	2
2	3	2	3
3	6	3	6
4	5	4	7
5	6	5	4
6	9	6	5
7	8	7	8
8	9	8	9
9	9	9	

Σχήμα 7.7 Συνάρτηση ανανέωσης εσωτερικής κατάστασης για έναν υστερητικό πράκτορα (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Η συνάρτηση ενέργειας *action* για ένα πράκτορα γνωστικού επιπέδου αντιστοιχεί μια βάση δεδομένων Δ και μια διαμέριση κατάστασης t σε μια ενέργεια που θα γίνει από τον πράκτορα που βρίσκεται σε μια κατάσταση με βάση δεδομένων Δ και παρατηρημένη διαμέριση κατάστασης i .

$$action: D \times T \rightarrow A$$

Η συνάρτηση ενημέρωσης της βάσης δεδομένων *database* αντιστοιχεί μια βάση δεδομένων και μια διαμέριση κατάστασης t σε μια νέα εσωτερική βάση δεδομένων.




$$database: D \times T \rightarrow D$$

Ένας πράκτορας γνωστικού επιπέδου σε ένα περιβάλλον είναι μια οκτάδα της

μορφής που βλέπετε παρακάτω. Εδώ, το σύνολο D είναι ένα τυχαίο σύνολο βάσεων δεδομένων κατηγορηματικού λογισμού, το S είναι ένα σύνολο εξωτερικών καταστάσεων, T είναι το σύνολο των διαμερίσεων του S , A είναι ένα σύνολο ενεργειών, see είναι μια συνάρτηση από το S στο T , do είναι μια συνάρτηση από το A χ S στο S , $database$ είναι μια συνάρτηση από το D χ T στο D , και $action$ μια συνάρτηση από το D χ T στο A .

$$(D, S, T, A, see, do, database, action)$$

Από αυτόν τον ορισμό, γίνεται σαφές ότι κάθε πράκτορας γνωστικού επιπέδου είναι και υστερητικός πράκτορας. Όπως αποδεικνύεται, για κάθε υστερητικό πράκτορα (είτε γνωστικού επιπέδου είτε όχι), μπορούμε να ορίσουμε ένα πράκτορα γνωστικού επιπέδου με την ίδια εξωτερική συμπεριφορά.

Βάση Δεδομένων			
{Cart(AA)}	δεξιά	μέσα	δεξιά
{Cart(AB)}	δεξιά	μέσα	δεξιά
{Cart(AC)}	κάτω	μέσα	κάτω
{Cart(BA)}	δεξιά	μέσα	κάτω
{Cart(BB)}	δεξιά	μέσα	αριστερά
{Cart(BC)}	κάτω	μέσα	αριστερά
{Cart(CA)}	δεξιά	μέσα	δεξιά
{Cart(CB)}	δεξιά	μέσα	δεξιά
{Cart(CC)}	έξω	καμία λειτ.	

Σχήμα 7.8 Συνάρτηση ενέργειας για έναν πράκτορα γνωστικού επιπέδου (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Ως παράδειγμα, θεωρήστε τον υστερητικό πράκτορα της τελευταίας ενότητας. Αλλάζοντας τις εσωτερικές καταστάσεις του πράκτορα από ακεραίους σε βάσεις δεδομένων και διαμορφώνοντας κατάλληλα τις συναρτήσεις ενέργειας και ανανέωσης εσωτερικής κατάστασης, μπορούμε να ορίσουμε μια αντίστοιχη έκδοση γνωστικού επιπέδου.




Ας χρησιμοποιήσουμε το ακόλουθο λεξιλόγιο. Ονομάζουμε τις εννέα κυψέλες του Λαβύρινθου με τα σύμβολα AA, AB, AC, BA, BB, BC, CA, CB, και CC. Ονομάζουμε τις τρεις δυνατές διαμερίσεις κατάστασης 1C (μέσα στο καρότσι), SC (στην ίδια κυψέλη), και EW (αλλού). Θεωρούμε το σύμβολο σχέσης Cart να δηλώνει την μοναδιαία σχέση που κρατά την θέση όπου βρίσκεται το καρότσι, και το σύμβολο σχέσης Gold να δηλώνει την μοναδιαία σχέση που κρατά την διαμέριση κατάστασης που αντιστοιχεί στην θέση του χρυσού.

Αντί να ξεκινάμε με τον ακέραιο 1 ως αρχική εσωτερική κατάσταση του πράκτορα μας, ξεκινάμε με το ακόλουθο μοναδιαίο σύνολο.

{Cart(AA)}

Εφόσον οι εσωτερικές καταστάσεις έχουν αλλάξει, πρέπει να επανακαθορίσουμε την συνάρτηση ενέργειας του πράκτορα έτσι ώστε να λαμβάνει υπόψη βάσεις δεδομένων και όχι ακεραίους. Το Σχήμα 7.8 παρουσιάζει τον νέο ορισμό.

Επίσης, πρέπει να καθορίσουμε μια συνάρτηση βάσης δεδομένων που αντιστοιχεί βάσεις δεδομένων και διαμερίσεις κατάστασης όπως γινόταν με τους ακεραίους στις εσωτερικές καταστάσεις του προηγούμενου πράκτορα. Βλέπε Σχήμα 7.9.

Βάση Δεδομένων			
{Cart(AA)}	{Cart(AB)}	{Cart(AA)}	{Cart(AB)}
{Cart(AB)}	{Cart(AC)}	{Cart(AB)}	{Cart(AC)}
{Cart(AC)}	{Cart(BC)}	{Cart(AC)}	{Cart(BC)}
{Cart(BA)}	{Cart(BB)}	{Cart(BA)}	{Cart(CA)}
{Cart(BB)}	{Cart(BC)}	{Cart(BB)}	{Cart(BA)}
{Cart(BC)}	{Cart(CC)}	{Cart(BC)}	{Cart(BB)}
{Cart(CA)}	{Cart(CB)}	{Cart(CA)}	{Cart(CB)}
{Cart(CB)}	{Cart(CC)}	{Cart(CB)}	{Cart(CC)}
{Cart(CC)}	{Cart(CC)}	{Cart(CC)}	

Σχήμα 7.9 Συνάρτηση Βάσης Δεδομένων για έναν πράκτορα γνωστικού επιπέδου (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Σε αυτόν τον πράκτορα παρατηρούμε ότι είναι εξαιρετικά περιορισμένων ικανοτήτων. Παρόλο που η συμπεριφορά του ποικίλει ανάλογα με την θέση του χρυσού, εκτελεί μια συγκεκριμένη αναζήτηση για την εύρεση του χρυσού και ακολουθεί ένα ορισμένο μονοπάτι προς την έξοδο εφόσον βρέθηκε ο χρυσός. Σε μερικές περιπτώσεις είναι επιθυμητή η τροποποίηση της συμπεριφοράς του πράκτορα. Για παράδειγμα, ίσως να θέλαμε ο πράκτορας να ψάχνει πάνω και κάτω τις στήλες αντί μπρος και πίσω τις γραμμές, ή ίσως να θέλαμε να αλλάξουμε την διαδικασία όταν το καρότσι ξεκινά από μια άλλη κυψέλη.

Δυστυχώς, μια τέτοια αλλαγή είναι αδύνατη αν δεν ορίσουμε από την αρχή νέες συναρτήσεις για τον πράκτορα. Αν θέλουμε να αλλάξουμε έναν φυσικό πράκτορα και οι συναρτήσεις υλοποιούνται στο υλικό του πράκτορα, η αλλαγή μπορεί να αποδειχθεί πολύ ακριβή. Η εναλλακτική λύση είναι να ορίσουμε έναν πιο ευέλικτο πράκτορα, τέτοιον ώστε να μπορεί να *προγραμματιστεί* μεταβάλλοντας τις προτάσεις στην βάση δεδομένων του πράκτορα.

Για να παρουσιάσουμε αυτή την ιδέα, είναι αναγκαία η μεγέθυνση του λεξιλογίου μας. Χρησιμοποιούμε τα σύμβολα R, L, U, και D για τις ενέργειες μετακίνησης προς τα δεξιά, αριστερά, πάνω και κάτω αντίστοιχα. Τα σύμβολα I

και Ο θα αντιπροσωπεύουν τις ενέργειες τοποθέτησης του χρυσού μέσα στο καρότσι και έξω από αυτό. Το σύμβολο N θα δηλώνει την μηδενική ενέργεια. Τελικά, ως Must θα εννοούμε την ενέργεια που θέλουμε να κάνει ο πράκτορας μας σε μια δεδομένη περίπτωση.

Με αυτό το λεξιλόγιο μπορούμε να περιγράψουμε την συμπεριφορά του προαναφερθέντος πράκτορα με προτάσεις του ακόλουθου τύπου. Θα μπορούσαμε να γράψουμε μια πιο περιεκτική έκδοση φτιάχνοντας προτάσεις λίγο πιο περίπλοκες. Προς το παρόν, ας υποθέσουμε ότι όλες οι προτάσεις γράφονται με τον εξής απλό τρόπο:

$$\text{Cart(AA)} \wedge \text{Gold(IC)} \Rightarrow \text{Must} = \text{R}$$

$$\text{Cart(AA)} \wedge \text{Gold(SC)} \Rightarrow \text{Must} = \text{I}$$

$$\text{Cart(AA)} \wedge \text{Gold(EW)} \Rightarrow \text{Must} = \text{R}$$

...

$$\text{Cart(CC)} \wedge \text{Gold(IC)} \Rightarrow \text{Must} = \text{O}$$

$$\text{Cart(CC)} \wedge \text{Gold(SC)} \Rightarrow \text{Must} = \text{N}$$

Όπως και προηγουμένως, υποθέτουμε ότι η αρχική εσωτερική κατάσταση περιλαμβάνει την ακόλουθη πρόταση που περιγράφει την αρχική θέση του καροτσιού, καθώς και τις προτάσεις του προγράμματος μας.

$$\text{Cart(AA)}$$

Για να καθορίσουμε την ενέργεια μας και τις συναρτήσεις της βάσης δεδομένων, θα μας εξυπηρετήσει μια συνάρτηση ονοματολογίας e για διαμερίσεις κατάστασης και ενέργειες. Τα ονόματα για τις τρεις διαμερίσεις μας δίνονται στο αριστερό μέρος του ακόλουθου ορισμού, και τα ονόματα των ενεργειών μας στο δεξιό.

$e\left(\begin{array}{ c } \hline \text{IC} \\ \hline \end{array}\right) = \text{IC}$	$e(left) = \text{L}$
$e\left(\begin{array}{ c } \hline \text{SC} \\ \hline \end{array}\right) = \text{SC}$	$e(right) = \text{R}$
$e\left(\begin{array}{ c } \hline \text{EW} \\ \hline \end{array}\right) = \text{EW}$	$e(up) = \text{U}$
	$e(down) = \text{D}$
	$e(in) = \text{I}$
	$e(out) = \text{O}$
	$e(noop) = \text{N}$

Με αυτή τη συνάρτηση ονοματολογίας, μπορούμε να ορίσουμε τη συνάρτηση ενέργειας του προγραμματιζόμενου πράκτορα μας ως εξής: Όποτε η βάση δεδομένων Δ περιέχει την συνάρτηση $\text{Cart}(a)$ και την πρόταση $\text{Cart}(a) \wedge \text{Gold}(e(t))$

=> $Must = e(a)$, τότε ο πράκτορας εκτελεί την ενέργεια a .

$$action(\Delta, t) = a$$

Υπό τις συνθήκες που περιγράφηκαν στην τελευταία παράγραφο, η συνάρτηση της βάσης δεδομένων υπαγορεύει μια νέα βάση δεδομένων που περιέχει όλες τις συναρτήσεις της παλιάς που περιγράφουν την θέση του καροτσιού, η οποία ενημερώνεται (μέσω της συνάρτησης *next*) με την νέα θέση.

$$Database(\Delta, i) = (\Delta - \{Cart(o)\}) \cup \{Cart(next(\Delta, t))\}$$

Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι αυτός ο πράκτορας εκτελεί την διαδικασία που περιγράφηκε στην αρχική του βάση δεδομένων. Συνεπώς, μπορούμε να αλλάξουμε την διαδικασία, μεταβάλλοντας την βάση δεδομένων. Παρά την κάπως αυστηρή μορφοποίηση των προτάσεων όπως περιγράφηκε, μπορούμε να ορίσουμε έναν πράκτορα ικανό να τα καταφέρει και με μια πιο ευέλικτη μορφοποίηση, και αυτό το βλέπουμε στην επόμενη ενότητα.

7.6.4 Πράκτορες Βαθμιαίου Γνωστικού Επιπέδου

Κοιτάζοντας τους πράκτορες στην τελευταία ενότητα, παρατηρούμε ότι και οι δύο είναι μη μονοτονικοί και οι προτάσεις αφαιρούνται ή προσθέτονται οποιαστικά στην βάση δεδομένων. Αιτία είναι ότι η θεωρία μας για τις σχέσεις που εξαρτώνται από την κατάσταση δεν αναφέρουν την κατάσταση, π.χ. στην θέση του καροτσιού. Κάθε βάση δεδομένων περιγράφει μία μόνο κατάσταση. Μετά από κάθε ενέργεια που γίνεται, η περιγραφή πρέπει να αλλάζει για να αντιστοιχεί στην κατάσταση που επέρχεται μετά την ενέργεια.

Αυτή η παρατήρηση προκαλεί την ερώτηση αν είναι δυνατό να σχεδιάσουμε έναν μονοτονικό πράκτορα, όπου οι νέες προτάσεις προστίθενται στην εσωτερική βάση δεδομένων αλλά και καμία πρόταση δεν αφαιρείται. Όπως αποδεικνύεται, είναι πράγματι δυνατή η δημιουργία μονοτονικών πρακτόρων, αλλά πρέπει να γίνουν κάποιες αλλαγές.

Το πρώτο βήμα είναι η μεταστροφή σε μια θεωρία που βασίζεται στην κατάσταση. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιούμε την σχέση T για να περιγράψουμε τις ιδιότητες των ανεξάρτητων καταστάσεων. Μετατρέπουμε τα σύμβολα σχέσης όπως το $Cart$ σε σύμβολα συνάρτησης. Χρησιμοποιούμε το σύμβολο μοναδιαίας συνάρτησης Ext για να δηλώσουμε μια συνάρτηση που αντιστοιχεί κάθε θετικό ακέραιο σε μια εξωτερική κατάσταση στον κύκλο της λειτουργίας του πράκτορα που αναλογεί σε αυτόν τον ακέραιο. Προσέξτε ότι το Ext αντιστοιχεί έναν ακέραιο σε μια

εξωτερική κατάσταση και όχι μια διαμέριση κατάστασης. (Έτσι, ένας πράκτορας έχει ένα όνομα για την εξωτερική του κατάσταση ακόμη και αν δεν γνωρίζει ποια ακριβώς είναι.)

Με αυτό το λεξιλόγιο, μπορούμε να περιγράψουμε την αρχική εξωτερική κατάσταση που βλέπει ο πράκτορας του Λαβύρινθου μας, ως εξής: Φυσικά, αυτή η περιγραφή δεν είναι πλήρης, αφού δεν λέει τίποτα σχετικά με την θέση του χρυσού.

$$T(\text{Cart}(\text{AA}), \text{Ext}(\text{I}))$$

Μπορούμε ακόμη να χρησιμοποιήσουμε το λεξιλόγιο για να ξαναγράψουμε τις προτάσεις που περιγράφουν την διαδικασία του πράκτορα. Σε αυτή την περίπτωση, υποχρεωθήκαμε να χρησιμοποιήσουμε την μεταβλητή n η οποία εκτείνεται στους κύκλους λειτουργίας του πράκτορα, και να μετατρέψουμε την αντικειμενική σταθερά **Must** σε συναρτησιακή σταθερά.

$$T(\text{Cart}(\text{AA}), \text{Ext}(\text{n})) \wedge T(\text{Gold}(\text{IC}), \text{Ext}(\text{n})) \Rightarrow \text{Must}(\text{n}) = \text{R}$$

$$T(\text{Cart}(\text{AA}), \text{Ext}(\text{n})) \wedge T(\text{Gold}(\text{SC}), \text{Ext}(\text{n})) \Rightarrow \text{Must}(\text{n}) = \text{I}$$

$$T(\text{Cart}(\text{AA}), \text{Ext}(\text{n})) \wedge T(\text{Gold}(\text{EW}), \text{Ext}(\text{n})) \Rightarrow \text{Must}(\text{n}) = \text{R}$$

$$\begin{array}{cccc} \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{array}$$

$$T(\text{Cart}(\text{CC}), \text{Ext}(\text{n})) \wedge T(\text{Gold}(\text{IC}), \text{Ext}(\text{n})) \Rightarrow \text{Must}(\text{n}) = \text{O}$$

$$T(\text{Cart}(\text{CC}), \text{Ext}(\text{n})) \wedge T(\text{Gold}(\text{SC}), \text{Ext}(\text{n})) \Rightarrow \text{Must}(\text{n}) = \text{N}$$

Δυστυχώς, αυτές οι αλλαγές από μόνες τους δεν είναι αρκετές για να επιτρέψουν πλήρως μονοτονική συμπεριφορά. Ο πράκτορας χρειάζεται ακόμη να γνωρίζει ποιον κύκλο εκτελεί για να *χρησιμοποιήσει την πληροφορία που έχει εγγραφεί στην βάση δεδομένων του*. Δεν μπορεί να διατηρήσει πληροφορίες σχετικά με τον τρέχοντα κύκλο στην βάση δεδομένων του, αφού αυτές οι πληροφορίες αλλάζουν μετά από κάθε ενέργεια. Η εναλλακτική λύση είναι να ορίσουμε ένα νέο είδος πράκτορα γνωστικού επιπέδου, στον οποίο η εσωτερική κατάσταση περιλαμβάνει ένα μετρητή καθώς και τη βάση δεδομένων των προτάσεων.

Πράκτορας βαθμιαίου γνωστικού επιπέδου (*stepped knowledge-level agent*) σε ένα περιβάλλον είναι μια οκτάδα της παρακάτω μορφής. Το σύνολο D είναι ένα τυχαίο σύνολο βάσεων δεδομένων κατηγορηματικού λογισμού, S είναι το σύνολο των εξωτερικών καταστάσεων, T είναι ένα σύνολο διαμερίσεων του S , A είναι το σύνολο

των ενεργειών, *see* είναι μια από το S στο T , *do* είναι μια συνάρτηση από το $A \times S$ στο S , *database* είναι μια συνάρτηση από το $D \times N \times T$ στο D , και *action* είναι μια συνάρτηση από το $D \times N \times T$ στο A .

($D, S, T, A, see, do, database, action$)

Παρατηρήστε ότι η μόνη διαφορά μεταξύ ενός πράκτορα βαθμιαίου γνωστικού επιπέδου και ενός κανονικού γνωστικού επιπέδου πράκτορα είναι η εξάρτηση της βάσης δεδομένων και των συναρτήσεων ενέργειας από τον αριθμό κύκλου του πράκτορα. Αφού ο αριθμός κύκλου διατηρείται εκτός της βάσης δεδομένων, αυτή η πληροφορία δεν χρειάζεται να αποθηκευτεί στην βάση δεδομένων. Επομένως, πληρείται η απαίτηση που περιγράψαμε παραπάνω.

Είναι αρκετά απλή υπόθεση να τροποποιήσουμε τις συναρτήσεις ενέργειας και βάσης δεδομένων για τον προγραμματιζόμενο πράκτορα της προηγούμενης ενότητας, έτσι ώστε να ικανοποιούν αυτό τον ορισμό και να προκαλούν την επιθυμητή συμπεριφορά. Πρέπει να είναι λίγο πιο περίπλοκες για να διαχειρίζονται και μεταβλητές στη βάση δεδομένων, διαφορετικά ταυτίζονται. Αφήνουμε αυτή την τροποποίηση ως άσκηση για τον αναγνώστη. Σε μια από τις επόμενες ενότητες, ορίζουμε έναν ακόμη πιο ευέλικτο πράκτορα βαθμιαίου γνωστικού επιπέδου, που είναι ικανός να δουλεύει με τυχαίες βάσεις δεδομένων. Πρώτα όμως, θα ορίσουμε κάποιες έννοιες για να βοηθήσουμε στην μορφοποίηση αυτών που προσδοκούμε από τέτοιους πράκτορες.

Για την ανάλυση, είναι συχνά χρήσιμο να χαρακτηρίζουμε πως οι εσωτερικές καταστάσεις, οι εξωτερικές καταστάσεις, οι παρατηρήσεις και οι ενέργειες ενός πράκτορα βαθμιαίου γνωστικού επιπέδου ποικίλουν ανάλογα με τον αριθμό κύκλου. Η συνάρτηση $int_{\Delta,s}$ αντιστοιχεί έναν ακέραιο n σε μια εσωτερική κατάσταση η οποία καταλήγει στον n -οστό κύκλο της δραστηριότητας του πράκτορα γνωστικού επιπέδου με αρχική βάση δεδομένων Δ και αρχική εξωτερική κατάσταση s . Η συνάρτηση $ext_{\Delta,s}$ αντιστοιχεί έναν ακέραιο n σε μια εξωτερική κατάσταση η οποία καταλήγει στον n -οστό κύκλο της δραστηριότητας. Η συνάρτηση $obs_{\Delta,s}$ αντιστοιχεί έναν ακέραιο n στο σύνολο της κατάστασης που παρατήρησε ο πράκτορας κατά τον n -οστό κύκλο της δραστηριότητας. Η συνάρτηση $act_{\Delta,s}$ αντιστοιχεί έναν ακέραιο n στην ενέργεια που έκανε ο πράκτορας στον n -οστό κύκλο της δραστηριότητας.

Παρακάτω δίνονται οι αρχικές τιμές των συναρτήσεων. Η εσωτερική κατάσταση στον πρώτο κύκλο της λειτουργίας του πράκτορα είναι η αρχική βάση δεδομένων

του πράκτορα, και η εξωτερική κατάσταση στον πρώτο κύκλο είναι η αρχική εξωτερική κατάσταση. Η πρώτη παρατήρηση του πράκτορα δίνεται εφαρμόζοντας την συνάρτηση *see* στην αρχική εξωτερική κατάσταση, και η πρώτη ενέργεια του καθορίζεται από την αρχική βάση δεδομένων, τον αριθμό κύκλου 1, και την αρχική παρατήρηση του πράκτορα.

$$int_{\Delta,s}(1) = \Delta$$

$$ext_{\Delta,s}(1) = s$$

$$obs_{\Delta,s}(1) = see(s)$$

$$act_{\Delta,s}(1) = action(\Delta, 1, see(s))$$

Οι ορισμοί αυτών των συναρτήσεων μετά τον πρώτο κύκλο ακολουθούν παρακάτω. Η εσωτερική κατάσταση σε κάθε κύκλο είναι αποτέλεσμα της εφαρμογής της συνάρτησης μνήμης του πράκτορα στην προηγούμενη εξωτερική κατάσταση. Η εξωτερική κατάσταση είναι αποτέλεσμα της εκτέλεσης της ενέργειας που ορίστηκε κατά τον προηγούμενο κύκλο στην προηγούμενη εξωτερική κατάσταση. Η παρατήρηση του πράκτορα είναι η διαμέριση κατάστασης που περιέχει την εξωτερική κατάσταση. Η ενέργεια που θα εκτελεστεί καθορίζεται από την εφαρμογή της συνάρτησης *action* στην τρέχουσα εσωτερική κατάσταση, στον τρέχοντα αριθμό κύκλου, και τις παρατηρήσεις του πράκτορα στην τρέχουσα εξωτερική κατάσταση.

$$int_{\Delta,s}(n) = database(int_{\Delta,s}(n-1), n-1, obs_{\Delta,s}(n-1))$$

$$ext_{\Delta,s}(n) = do(act_{\Delta,s}(n-1), ext_{\Delta,s}(n-1))$$

$$obs_{\Delta,s}(n) = see(ext_{\Delta,s}(n))$$

$$act_{\Delta,s}(n) = action(int_{\Delta,s}(n), n, obs_{\Delta,s}(n))$$

Ένας πράκτορας γνωστικού επιπέδου με αρχική βάση δεδομένων Δ και αρχική εξωτερική κατάσταση s είναι *σταθερός* (*consistent*) εάν και μόνο εάν η βάση δεδομένων του σε κάθε κύκλο είναι σταθερή.

$$int_{\Delta,s}(n) \neq \{ \}$$

Ένας πράκτορας γνωστικού επιπέδου είναι *μνημονικής βάσης δεδομένων* (*database retentive*) εάν και μόνο εάν η βάση δεδομένων του σε κάθε κύκλο μετά τον πρώτο λογικά υποδηλώνει την βάση δεδομένων του προηγούμενου κύκλου.

$$int_{\Delta,s}(n) \neq int_{\Delta,s}(n-1)$$

Ο πιο απλός τύπος πράκτορα μνημονικής βάσης δεδομένων στον οποίο όλες οι προτάσεις στην $int_{\Delta,s}(n-1)$ περιέχονται στην $int_{\Delta,s}(n)$. Ο ορισμός μας εκφράζεται με όρους λογικής έννοιας και όχι σαν σύνολο μελών έτσι ώστε να είναι δυνατά τα συμπεράσματα που παράγουν συμπεσμένες βάσεις δεδομένων με ίση ή μεγαλύτερη εννοιολογική ισχύ.

7.6.5 Πιστότητα

Μελετώντας τον πράκτορα της προηγούμενης ενότητας, ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι, κάτω από την συνήθη σημασία των συμβόλων στο λεξιλόγιο του πράκτορα, η βάση δεδομένων σε κάθε κύκλο περιγράφει επακριβώς το εξωτερικό του περιβάλλον. Άρα, μετά την κίνηση του πράκτορα προς τα δεξιά αρχικά, το καρότσι βρίσκεται στην κυψέλη AB, όπως ορίστηκε στην βάση δεδομένων του κύκλου εκείνου.

Στην πραγματικότητα, δεν υπάρχει κανένα σημείο στον ορισμό του πράκτορα το οποίο να ενισχύει αυτή την αντιστοιχία. Αν αντιμετωπίσουμε τις βάσεις δεδομένων συστηματικά και τροποποιούσαμε την βάση δεδομένων του πράκτορα και τις συναρτήσεις ενέργειας ανάλογα, ο πράκτορας θα επίλυε το πρόβλημα εξίσου καλά, αλλά οι προτάσεις στις βάσεις δεδομένων θα ήταν αναληθείς υπό την συνήθη μεταγλώττιση.

Από την άλλη μεριά, αναλύοντας έναν πράκτορα γνωστικού επιπέδου, συνηθίζουμε να μελετάμε την συμπεριφορά του με βάση κάποια μεταγλώττιση ή μερική μεταγλώττιση των προτάσεων της βάσης δεδομένων του. Γενικά, δεν μπορούμε να αναμένουμε από έναν πράκτορα να εμμένει στην μεταγλώττιση μας για όλα τα σύμβολα του λεξιλογίου του. Παρόλα αυτά είναι ενδιαφέρον να μελετήσουμε τις ιδιότητες του πράκτορα εάν υποθέσουμε ότι συμφωνεί μαζί μας όσον αφορά κάποιο μέρος του λεξιλογίου του. Οι παρακάτω αντιστοιχίες είναι ιδιαίτερα χρήσιμες.

Η συνάρτηση *obsrecord* αντιστοιχεί έναν θετικό ακέραιο n και μια διαμέριση κατάστασης t σε ένα σύνολο προτάσεων που υποστηρίζει ότι η εξωτερική κατάσταση στον κύκλο n είναι μέλος της διαμέρισης t . Στο προηγούμενο παράδειγμα, η παρατήρηση στον πρώτο κύκλο και η κατάσταση διαμέρισης όπου ο χρυσός βρίσκεται αλλού είναι η βάση δεδομένων που αποτελείται από την απλή πρόταση $T(\text{Gold}(\text{EW}), \text{Ext}(\text{l}))$.

$$obsrecord\left(1, \boxed{\text{⏏}}\right) = \{T(\text{Gold}(\text{EW}), \text{Ext}(1))\}$$

Για να κωδικοποιήσουμε προσαγές στην βάση δεδομένων του πράκτορα χρειαζόμαστε κάποιο λεξιλόγιο που περιγράφει τις ενέργειες που υποτίθεται ότι πρέπει να κάνει ο πράκτορας. Η συνάρτηση *mustrecord* αντιστοιχεί έναν θετικό ακέραιο n και μια ενέργεια a σε ένα σύνολο προτάσεων που υποστηρίζει ότι ο πράκτορας θα πρέπει να κάνει μια ενέργεια a στον κύκλο n . Για παράδειγμα, θα μπορούσαμε να κωδικοποιήσουμε το γεγονός ότι ένας πράκτορας πρέπει να μετακινηθεί προς τα δεξιά κατά τον πρώτο κύκλο με τον ακόλουθο τρόπο.

$$mustrecord(1, right) = \{\text{must}(l) = R\}$$

Η συνάρτηση *mustnotrecord* αντιστοιχεί έναν θετικό ακέραιο n και μια διαμέριση κατάστασης t σε ένα σύνολο προτάσεων που υποστηρίζει ότι ο πράκτορας πρέπει να αποφύγει την ενέργεια a στον κύκλο n . Για παράδειγμα, θα μπορούσαμε να κωδικοποιήσουμε το γεγονός ότι ένας πράκτορας δεν πρέπει να μετακινηθεί προς τα δεξιά κατά τον πρώτο κύκλο με τον ακόλουθο τρόπο.

$$mustnotrecord(1, right) = \{\text{must}(l) \neq R\}$$

Η συνάρτηση *actrecord* αντιστοιχεί έναν θετικό ακέραιο n και μια ενέργεια a σε ένα σύνολο προτάσεων που υποστηρίζει ότι ο πράκτορας *πράγματι* εκτελεί την ενέργεια a στον κύκλο n . Θα μπορούσαμε, π.χ., να κωδικοποιήσουμε το γεγονός ότι ένας πράκτορας μετακινείται προς τα δεξιά κατά τον πρώτο κύκλο με την πρόταση $\text{Act}(l) = R$.

$$actrecord(1, right) = \{\text{act}(l) = R\}$$

Όπως και με άλλες πλευρές της λειτουργίας του πράκτορα, βοηθάει αρκετά ο σαφής καθορισμός των συναρτήσεων που ορίζουν τις εγγραφές για τις παρατηρήσεις και τις ενέργειες ενός πράκτορα. Ορίζουμε την *obsrec_{Δ,s}* ως την συνάρτηση που αντιστοιχεί ένα αριθμό κύκλου με μια εγγραφή παρατήρησης στον n -οστό κύκλο της δραστηριότητας του πράκτορα γνωστικού επιπέδου με αρχική βάση δεδομένων Δ και αρχική εξωτερική κατάσταση s . Η συνάρτηση *actrec_{Δ,s}* αντιστοιχεί ένα αριθμό κύκλου στην αντίστοιχη εγγραφή ενέργειας. Χρησιμοποιώντας την ορολογία της τελευταίας ενότητας, ορίζουμε αυτές τις συναρτήσεις ως εξής:

$$obsrec_{\Delta,s}(n) = obsrecord(n, obsrec_{\Delta,s}(n))$$

$$actrec_{\Delta,s}(n) = actrecord(n, actrec_{\Delta,s}(n))$$

Λέμε ότι ένας πράκτορας είναι *μνήμονας παρατηρήσεων* (*observation retentive*) εάν και μόνο εάν διατηρεί εγγραφές παρατηρήσεων σε κάθε κύκλο στην βάση δεδομένων του, π.χ., σε όλους τους κύκλους μετά τον πρώτο η βάση δεδομένων του πράκτορα λογικά εννοεί την εγγραφή παρατήρησης από τον προηγούμενο κύκλο.

$$int_{\Delta,s}(n)=obsrec_{\Delta,s}(n-1)$$

Ένας πράκτορας είναι *μνήμονας ενεργειών* (*action retentive*) εάν και μόνο εάν διατηρεί εγγραφές ενεργειών σε κάθε κύκλο στην βάση δεδομένων του, π.χ., σε όλους τους κύκλους μετά τον πρώτο η βάση δεδομένων του πράκτορα λογικά εννοεί την εγγραφή ενέργειας από τον προηγούμενο κύκλο.

$$int_{\Delta,s}(n)=actrec_{\Delta,s}(n-1)$$

Με δεδομένες τις συναρτήσεις αντιστοιχίας όπως ορίστηκαν παραπάνω, μπορούμε να καθορίσουμε εάν ο πράκτορας συμπεριφέρεται σύμφωνα με τη βάση δεδομένων του ή όχι, π.χ., εάν εκτελεί εκείνες τις πράξεις που συνιστώνται από την βάση δεδομένων του και αποφεύγει εκείνες που δεν επιτρέπονται.

Λέμε ότι η βάση δεδομένων Δ συνιστά μια ενέργεια a σε έναν κύκλο n της λειτουργίας ενός πράκτορα (και γράφεται $P(\Delta, n, a)$) εάν και μόνο εάν η Δ λογικά εννοεί ότι η ενέργεια a πρέπει να εκτελεστεί στο βήμα n .

$$\Delta = mustrecord(n,a)$$

Χρησιμοποιώντας αυτό το συμβολισμό, τι σημαίνει απαγορευμένη ενέργεια. Λέμε ότι η Δ *απαγορεύει* την ενέργεια a στο βήμα n της λειτουργίας ενός πράκτορα (και γράφεται $P(\Delta, n, a)$) εάν και μόνο εάν η Δ λογικά εννοεί ότι η ενέργεια a δεν πρέπει να εκτελεστεί στο βήμα n .

$$\Delta = mustnotrecord(n,a)$$

Ένας πράκτορας γνωστικού επιπέδου είναι *τοπικά αξιόπιστος* (*locally faithful*) εάν και μόνο εάν σε κάθε κύκλο της λειτουργίας του ενεργεί σύμφωνα με τη βάση δεδομένων για εκείνον τον κύκλο, π.χ., ικανοποιεί τις ακόλουθες συνθήκες.

- (1) Ο πράκτορας εκτελεί οποιαδήποτε ενέργεια συνιστάται από τη βάση δεδομένων του και τις παρατηρήσεις της τρέχουσας κατάστασης του.

$$P(int_{\Delta,s}(n) \cup obsrec_{\Delta,s}(n), n, a) \Rightarrow act_{\Delta,s}(n) = a$$

- (2) Ο πράκτορας αποφεύγει κάθε ενέργεια που έχει απαγορευθεί από τη βάση δεδομένων του και τις παρατηρήσεις της τρέχουσας κατάστασης του.

$$F(int_{\Delta,s}(n) \cup obsrec_{\Delta,s}(n), n, a) \Rightarrow act_{\Delta,s}(n) \neq a$$

Προσέξτε ότι, για ορισμένους πράκτορες γνωστικού επιπέδου, αυτές οι συνθήκες είναι περιττές. Έστω, για παράδειγμα, ότι η βάση δεδομένων ενός πράκτορα έχει αξιώματα που υποστηρίζουν ότι υπάρχει μία μόνο ενέργεια που συνιστάται για κάθε κύκλο, και ακόμη, έστω ότι έχει και αξιώματα που υποστηρίζουν την ανισότητα των διαφόρων ενεργειών του πράκτορα. Τότε, εάν η βάση δεδομένων συνιστά μια ενέργεια για ένα κύκλο, απαγορεύει όλες τις άλλες ενέργειες. Και αν μια βάση δεδομένων απαγορεύει όλες τις ενέργειες εκτός από μία, τότε αναγκαστικά συνιστά την εναπομένουσα ενέργεια.

Από την άλλη πλευρά, αυτές οι συνθήκες δεν είναι πάντα περιττές. Δεν μπορούμε να απορρίψουμε την συνθήκη για τις απαγορευμένες πράξεις, αφού υπάρχουν βάσεις δεδομένων που απαγορεύουν ενέργειες αλλά δεν συνιστούν καμία ενέργεια και θέλουμε να είμαστε βέβαιοι ότι ο πράκτορας δεν θα επιλέξει μια απαγορευμένη ενέργεια. Παρομοίως, δεν μπορούμε να απορρίψουμε την συνθήκη σύστασης, αφού υπάρχουν βάσεις δεδομένων που δεν απαγορεύουν όλες τις άλλες πράξεις, και εμείς δεν θέλουμε ο πράκτορας να εκτελέσει απλά μια μη-απαγορευμένη ενέργεια όταν υπάρχουν κάποιες ενέργειες που συνιστώνται.

Η τοπική πιστότητα είναι μια ισχυρή συνθήκη, και δεν είναι εγγυημένη από οποιονδήποτε συνδυασμό συνέπειας και ικανότητας μνήμης. Παρ' όλα αυτά, έχουμε το ακόλουθο πόρισμα (Παναγιωτόπουλος, 2002):

ΘΕΩΡΗΜΑ 1 *Η συνέπεια είναι μια αναγκαία συνθήκη για την τοπική πιστότητα.*

Απόδειξη: Εάν ένας πράκτορας εμφανίσει μια ασυνέπεια στη βάση δεδομένων του, τότε σ' αυτόν τον κύκλο κάθε ενέργεια συνιστάται και κάθε ενέργεια απαγορεύεται. Επομένως, είναι αδύνατο για τον πράκτορα να ικανοποιήσει τον ορισμό της τοπικής πιστότητας σε αυτόν τον κύκλο.

Ακόμη και αν η τοπική πιστότητα είναι ισχυρότερη από τις συνθήκες της συνέπειας και της ικανότητας μνήμης, είναι όμως αδύναμη στο ότι βασίζεται μόνο σε πληροφορίες που αφορούν την τρέχουσα κατάσταση του πράκτορα. Ιδανικά, θα θέλαμε ένας πράκτορας γνωστικού επιπέδου να λαμβάνει υπόψη την αρχική βάση δεδομένων του καθώς και τις πληροφορίες που συγκεντρώθηκαν από τις προηγούμενες καταστάσεις. Αυτό αποτελεί τη βάση της έννοιας της σφαιρικής πιστότητας.

Μια *ιστορική εγγραφή* για ένα συγκεκριμένο βήμα της λειτουργίας του πράκτορα είναι το σύνολο των εγγραφών παρατήρησης και ενέργειας για αυτό το βήμα και όλα τα προηγούμενα βήματα. Η συνάρτηση *histrec* αντιστοιχεί έναν αριθμό

βήματος στην αντίστοιχη ιστορική εγγραφή.

$$histrec_{\Delta,s}(n) = \begin{cases} \emptyset & n \\ histrec_{\Delta,s}(n-1) \cup obsrec_{\Delta,s}(n) \cup actrec_{\Delta,s}(n) & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

Προσέξτε ότι η ύπαρξη ιστορικών πληροφοριών στην βάση δεδομένων ενός πράκτορα συχνά επιτρέπει στον πράκτορα να βγάξει συμπεράσματα το οποίο διαφορετικά δεν θα ήταν δυνατό. Για παράδειγμα, αφού παρατηρήσει ότι ο χρυσός δεν βρίσκεται στην κυψέλη ΑΑ και μετακινηθεί στην κυψέλη ΑΒ, ο πράκτορας του Λαβυρίνθου μας μπορεί να συμπεράνει ότι ο χρυσός δεν βρίσκεται στην κυψέλη ΑΑ, ακόμη και αν δεν μπορεί πλέον να παρατηρεί το γεγονός.

Ένας προσεκτικός πράκτορας είναι σφαιρικά αξιόπιστος εάν και μόνο εάν σε κάθε κύκλο της λειτουργίας του ενεργεί σύμφωνα με την αρχική βάση δεδομένων του, την ιστορία του και τις τρέχουσες παρατηρήσεις του, π.χ., ικανοποιεί τις ακόλουθες συνθήκες.

- (1) Ο πράκτορας εκτελεί οποιαδήποτε ενέργεια συνιστάται από την αρχική βάση δεδομένων του, την ιστορία του και τις παρατηρήσεις του στην τρέχουσα κατάσταση.

$$P(\Delta \cup histrec_{\Delta,s}(n-1) \cup obsrec_{\Delta,s}(n), n, a) \Rightarrow act_{\Delta,s}(n) = a$$

- (2) Ο πράκτορας αποφεύγει κάθε ενέργεια που είναι απαγορευμένη από την αρχική βάση δεδομένων του, την ιστορία του και τις παρατηρήσεις του στην τρέχουσα κατάσταση.

$$F(\Delta \cup histrec_{\Delta,s}(n-1) \cup obsrec_{\Delta,s}(n), n, a) \Rightarrow act_{\Delta,s}(n) \neq a$$

Είναι ήδη σαφές ότι η ικανότητα συγκράτησης καθιστά έναν τοπικά αξιόπιστο πράκτορα και σφαιρικά αξιόπιστο (Παναγιωτόπουλος, 2002).

ΘΕΩΡΗΜΑ 2 *Ικανότητα συγκράτησης στη βάση δεδομένων, ικανότητα συγκράτησης παρατηρήσεων και ικανότητα συγκράτησης ενεργειών και τοπική πιστότητα συνιστούν σφαιρική πιστότητα.*

Απόδειξη: Έστω κύκλος n . Αν ο πράκτορας διαθέτει ικανότητα συγκράτησης παρατηρήσεων, ενεργειών και βάσης δεδομένων, τότε η βάση δεδομένων $int_{\Delta,s}(n)$ πρέπει λογικά να εννοεί την αρχική βάση δεδομένων του πράκτορα και την ιστορία του. Επομένως, αν υπάρχει κάποια ενέργεια που συνιστάται από την αρχική βάση δεδομένων και την ιστορία, τότε συνιστάται και από την $int_{\Delta,s}(n)$: αν ο

πράκτορας είναι τοπικά αξιόπιστος, πρέπει να εκτελέσει αυτή την ενέργεια. Ομοίως, αν η ενέργεια είναι απαγορευμένη από την αρχική βάση δεδομένων και την ιστορία, τότε είναι απαγορευμένη και από την $int_{\Delta,s}(n)$, και ο πράκτορας πρέπει να την αποφύγει.

Όταν μελετάμε την έννοια της σφαιρικής ποιότητας, είναι σημαντικό να θυμόμαστε ότι η ιδέα βασίζεται σε ιστορίες και όχι σε πλήρη γνώση. Δεν απαιτούμε από τον πράκτορα να προβαίνει σε ενέργειες που συνιστώνται από πλήρη γνώση του περιβάλλοντος του. Χρειάζεται μόνο να κάνει μόνο εκείνες τις ενέργειες που συνιστώνται από τις παρατηρήσεις, τις ενέργειες και την αρχική βάση δεδομένων. Ομοίως, δεν απαιτούμε να αποφύγει τις ενέργειες που είναι ασύμφωνες με την πλήρη γνώση του περιβάλλοντος του. Χρειάζεται να αποφεύγει μόνο εκείνες τις ενέργειες που έχουν απαγορευθεί από τις παρατηρήσεις, τις ενέργειες και την αρχική βάση δεδομένων.

Δυστυχώς, σε μερικές περιπτώσεις μπορεί να οδηγηθούμε σε περίεργα αποτελέσματα από την έλλειψη της πλήρους γνώσης. Με την απουσία πλήρους γνώσης, ένας πράκτορας μπορεί να μην έχει καμία ενέργεια που να συνιστάται και επομένως, μπορεί να επιλέξει μια ενέργεια που ούτε έχει συστηθεί ούτε έχει απαγορευθεί. Στις επακόλουθες καταστάσεις, ο πράκτορας μπορεί να λάβει πληροφορίες από την προηγούμενη κατάσταση, και αυτές οι πληροφορίες μαζί με τις άλλες προτάσεις στην βάση δεδομένων του πράκτορα μπορεί να συστήσουν μια άλλη ενέργεια για τον προηγούμενο κύκλο και επομένως να απαγορεύσουν την ενέργεια που εκτέλεσε ο πράκτορας.

Ως παράδειγμα, θεωρήστε έναν πράκτορα που πιστεύει ότι θα έπρεπε να επενδύσει σε ομόλογα και όχι σε μετοχές αν ο πρόεδρος βρίσκεται στον Λευκό Οίκο. Αν ο πράκτορας δεν γνωρίζει τον χώρο του προέδρου την συγκεκριμένη ημέρα, μπορεί να επιλέξει να επενδύσει σε μετοχές. Αν την επόμενη μέρα ο πράκτορας ανακαλύψει ότι ο πρόεδρος ήταν στο σπίτι την προηγούμενη ημέρα, τότε γνωρίζει ότι θα έπρεπε να είχε επενδύσει σε ομόλογα.

Αυτό δεν οδηγεί αναγκαστικά σε ασυνέπειες ούτε δηλώνει σφαιρική ποιότητα. Απλά σημαίνει ότι ο πράκτορας δεν εκτέλεσε την ενέργεια που, με την εμφάνιση των νέων πληροφοριών, θα έπρεπε να είχε κάνει. Παρόλα αυτά, η πιθανότητα είναι κάπως ενοχλητική.

Φυσικά, αυτού του είδους η ανωμαλία συμβαίνει μόνο όταν η βάση δεδομένων του πράκτορα περιλαμβάνει προτάσεις που συνδέουν διαφορετικές καταστάσεις,

επιτρέποντας του να βγάλει συμπεράσματα σχετικά με μια κατάσταση από πληροφορίες για άλλες καταστάσεις. Αν οι προτάσεις στην βάση δεδομένων του πράκτορα είναι αυστηρά τοπικές, αυτό δεν μπορεί να συμβεί.

7.6.6 Προσεκτικοί πράκτορες

Σε αυτή την ενότητα, ορίζουμε μια κλάση ορισμένων πρακτόρων γνωστικού επιπέδου οι οποίοι είναι σφαιρικά αξιόπιστοι. Η ιδέα-κλειδί στο ορισμό ενός πράκτορα σε αυτή την κλάση είναι η χρήση της μεθόδου αυτόματης συμπερασματολογίας όπως η απόφαση παραγωγής μιας πρότασης που φανερώνει την απαιτούμενη ενέργεια για κάθε κύκλο. Ένας πράκτορας αυτού του είδους είναι *προσεκτικός* (*deliberate*) στο ότι προσέχει σε κάθε κύκλο ποια εξωτερική ενέργεια θα κάνει.

Ορίζουμε την συνάρτηση ενέργεια για ένα προσεκτικό πράκτορα ως εξής: Αν στον κύκλο n είναι δυνατή η απόδειξη του $mustrec(n, a)$ από την τρέχουσα βάση δεδομένων και την εγγραφή παρατήρησης χρησιμοποιώντας αποφάσεις ή κάποια άλλη διαδικασία συμπερασματολογίας, τότε ο πράκτορας εκτελεί την ενέργεια a . Η περίπτωση όπου μια τέτοια πρόταση δεν μπορεί να αποδειχθεί, εξετάζεται αργότερα σε αυτή την ενότητα.

$$action(\Delta, n, t) = a \text{ \textit{όποτε} } \Delta \cup obsrecord(n, t) \mid - mustrecord(n, a)$$

Η βάση δεδομένων του πράκτορα ενημερώνεται για να περιλαμβάνει τις παρατηρήσεις του και μια εγγραφή της ενέργειας του σε αυτόν τον κύκλο.

$$Database(\Delta, n, t) = \Delta \cup obsrecord(n, t) \cup actrecord(n, a)$$

όποτε

$$\Delta \cup obsrecord(n, t) \mid - mustrecord(n, a)$$

Το Σχήμα 7.10 παρουσιάζει έναν εναλλακτικό χαρακτηρισμό ενός προσεκτικού πράκτορα στην μορφή ενός προγράμματος σε μια παραδοσιακή γλώσσα προγραμματισμού. Το πρόγραμμα CD παίρνει ως όρισμα την αρχική βάση δεδομένων. Επεξεργάζεται τέσσερις μεταβλητές: CYCLE είναι ο αριθμός του τρέχοντος κύκλου, OBS είναι ο περιγραφέας κατάστασης, η DB συγκρατεί την αρχική βάση δεδομένων και όλες τις εγγραφές παρατήρησης και ενέργειας, και ACT είναι το όνομα της ενέργειας που θα εκτελεστεί.

```

ProcedureCD (DB)
Begin CYCLE←1,
TagOBS←OBSERVE(CYCLE),
DB←APPEND([T(OBS,Ext(CYCLE))], DB),
ACT←FIND(k, Must(CYCLE)=k, DB),
EXECUTE(ACT),
DB←APPEND([Act(CYCLE)=ACT], DB),
CYCLE←CYCLE+1,
      GOTO Tag
End

```

Σχήμα 7.10 Προσεκτικός πράκτορας (Παναγιωτόπουλος, 2002)

Η αισθητήρια ικανότητα του πράκτορα υλοποιείται με τη μορφή μιας πρωτόγονης υπορουτίνας που ονομάζεται OBSERVE. Η OBSERVE παίρνει έναν αριθμό κύκλου n ως όρισμα και, όταν εκτελείται στην κατάσταση s , επιστρέφει $obsrecord(n, see(s))$ σαν τιμή. Το λεξιλόγιο επίδρασης του πράκτορα υλοποιείται με τη μορφή μιας πρωτόγονης υπορουτίνας που ονομάζεται EXECUTE. Αυτή η υπορουτίνα παίρνει ως όρισμα έναν περιγραφέα ενέργειας και, όταν καλείται, εκτελεί την αντίστοιχη ενέργεια. Ο κώδικας κάνει χρήση μίας απόδειξης θεωρήματος FIND, που επιστρέφει έναν όρο ο οποίος, όταν αντικαθίσταται από την μεταβλητή που δίνεται ως πρώτο όρισμα της στην πρόταση που δίνεται ως δεύτερο όρισμα, παράγει μια πρόταση που λογικά υποδηλώνεται από την βάση δεδομένων που δίνεται ως τρίτο όρισμα.

Ο κώδικας ορίζει έναν απλό βρόγχο χωρίς exit. Σε κάθε επανάληψη στον βρόγχο, ο πράκτορας περνά έναν κύκλο της ιστορίας του. Πρώτα, παρατηρείται το περιβάλλον και προστίθεται η κατάλληλη πρόταση στη βάση δεδομένων. Κατόπιν ο πράκτορας επιτελεί συμπερασματολογία στην βάση έως ότου βρει μια ενέργεια για να εκτελέσει. Την εκτελεί και ενημερώνει την βάση δεδομένων του και τον αριθμό κύκλου. Και η διαδικασία επαναλαμβάνεται.

Από τον ορισμό αυτό, καταλαβαίνουμε ότι ένας προσεκτικός πράκτορας έχει την ικανότητα συγκράτησης παρατηρήσεων, ενεργειών και βάσης δεδομένων. Επομένως, έχουμε το ακόλουθο πόρισμα (Παναγιωτόπουλος, 2002):

ΘΕΩΡΗΜΑ 3 *Κάθε προσεκτικός πράκτορας που διαθέτει μια σωστή και πλήρη διαδικασία απόδειξης θεωρήματος είναι σφαιρικά αξιόπιστος.*

Το πρόβλημα μας με την ιδέα των προσεκτικών πρακτόρων, όπως αυτοί ορίζονται εδώ, είναι ότι δεν λέει τι γίνεται σε κύκλους χωρίς προτεινόμενη ενέργεια. Όπως

προαναφέρθηκε, θα θέλαμε ένας πράκτορας να ενεργεί σ' αυτή τη περίπτωση, όσο δεν εκτελεί μια ενέργεια που δεν είναι απαγορευμένη.

Ευτυχώς, είναι πολύ απλή η επέκταση του ορισμού μας με αυτό τον τρόπο, τουλάχιστον για κάποιες βάσεις δεδομένων. Απλά βάζουμε τον πράκτορα να χρησιμοποιήσει κάτι που αποδεικνύει ένα θεώρημα σε μια προσπάθεια να αποδείξουμε ασυμφωνία καθεμίας από τις ενέργειες του με τη σειρά. Αν αποδειχθεί ασυμφωνία προχωρά στην επόμενη ενέργεια. Αν αποτύχει σ' αυτή την προσπάθεια, όπως αυτό δηλώνεται από την ανικανότητα της διαδικασίας να βρει νέα συμπεράσματα, τότε η αντίστοιχη ενέργεια είναι σύμφωνη και μπορεί να εκτελεσθεί με ασφάλεια. Φυσικά, αυτό έχει γενικά προβλήματα, αφού η απόδειξη της ασυμφωνίας μπορεί να μην τελειώνει.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

8.1 Εισαγωγή

Η προσπάθεια δημιουργίας τεχνητής νοημοσύνης και τεχνητής ζωής ανάγεται στις αρχές ακόμη της δημιουργίας των υπολογιστών. Από τις πρώτες ημέρες ακόμη της δημιουργίας τους, οι Η/Υ δεν χρησιμοποιούντο μόνο για τον υπολογισμό της τροχιάς βλημάτων και την αποκρυπτογράφηση στρατιωτικών κωδικών, αλλά και για τη μοντελοποίηση του εγκεφάλου, τη μίμηση της διαδικασίας μάθησης και την προσομοίωση της βιολογικής εξέλιξης. Τα τελευταία χρόνια υπήρξε μία σημαντική έξαρση της έρευνας στο χώρο των υπολογιστών με ερεθίσματα και κίνητρα από τον χώρο της βιολογίας. Η μοντελοποίηση του εγκεφάλου οδήγησε στην ανάπτυξη του χώρου των "νευρωνικών δικτύων" (*neural networks*), η μίμηση των διαδικασιών μάθησης οδήγησε στην "μηχανική μάθηση" (*machine learning*) και η προσομοίωση της φυσικής εξέλιξης στην ανάπτυξη των "εξελικτικών αλγόριθμων" (*evolutionary algorithms*) (Αδαμίδης, 1999).

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (ΕΑ) χρησιμοποιούν υπολογιστικά μοντέλα εξελικτικών διαδικασιών σαν βασικά στοιχεία σχεδιασμού και υλοποίησης υπολογιστικών συστημάτων επίλυσης προβλημάτων. Οι ΕΑ είναι αλγόριθμοι ανίχνευσης-αναζήτησης, βασισμένοι στη μηχανική της φυσικής επιλογής και της φυσικής γενετικής. Συνδυάζουν την επιβίωση του ικανότερου με μία οργανωμένη ανταλλαγή πληροφοριών, με στόχο τη διαμόρφωση ενός αλγορίθμου ανίχνευσης που να διαθέτει -όσο μπορεί να είναι κάτι τέτοιο εφικτό- τη νεωτεριστική διαίσθηση της ανθρώπινης ανίχνευσης. Οι ΕΑ μιμούνται τις διαδικασίες βιολογικής εξέλιξης με την υλοποίηση των ιδεών της φυσικής επιλογής και της επικράτησης του ισχυρότερου, έτσι ώστε να παρέχουν αποτελεσματικές λύσεις σε προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

Υπάρχουν διάφορα εξελικτικά υπολογιστικά μοντέλα τα οποία όμως βασίζονται στις ίδιες αρχές, δηλ. στις αρχές προσομοίωσης της εξέλιξης ατομικών δομών μέσω των διαδικασιών της επιλογής και της αναπαραγωγής. Αυτές οι διαδικασίες βασίζονται στην ποιότητα/ικανότητα των ατομικών δομών όπως ορίζονται σε κάποιο περιβάλλον.

Το κεντρικό σημείο της έρευνας στους ΕΑ υπήρξε η *ευρωστία* (*robustness*), η ισορροπία δηλαδή ανάμεσα στην ικανότητα επίλυσης συγκεκριμένων προβλημάτων από την μια μεριά και στην αποτελεσματικότητα που απαιτείται για την επιβίωση σε πολλά διαφορετικά περιβάλλοντα από την άλλη. Όσο πιο εύρωστο είναι ένα τεχνητό σύστημα, τόσο καλύτερα και για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα αποδίδει και επιτυγχάνει υψηλότερα επίπεδα προσαρμοστικότητας. Επιπλέον, αποφεύγει -και συχνά εξαλείφει- δαπανηρούς επανασχεδιασμούς. Φωτεινό παράδειγμα ευρωστίας, ικανότητας και εύκολης προσαρμογής αποτελούν τα διάφορα βιολογικά συστήματα, όπου τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα της αυτο-επισκευής, της αυτόνομης καθοδήγησης και της αυτόνομης δημιουργίας αποτελούν κανόνες. Στην αναζήτηση εύρωστης απόδοσης από ένα σύστημα, η φύση αποτελεί πρότυπο. Έτσι, μελετώντας προσεκτικά το βιολογικό παράδειγμα μαθαίνουμε καλύτερα τα μυστικά της προσαρμοστικότητας και της επιβίωσης. Πιο συγκεκριμένα, οι Ε.Α διατηρούν έναν *πληθυσμό ατόμων/δομών* (*population of individuals*) τον οποίο εξελίσσουν σύμφωνα με κάποιους *κανόνες επιλογής* (*selection rules*) και κάποιους *τελεστές* (*operators*), όπως *ανασυνδυασμός* (*recombination*) και *μετάλλαξη* (*mutation*). Κάθε *άτομο* (*individual*) του πληθυσμού αντιπροσωπεύει ένα σημείο του χώρου των πιθανών λύσεων ενός συγκεκριμένου προβλήματος. Επίσης περιέχει και κάποια γνώση για τους κανόνες του περιβάλλοντος του προβλήματος. Σε κάθε άτομο του πληθυσμού αντιστοιχίζεται ένα μέτρο της *ποιότητας* (*fitness*) που διαθέτει στο συγκεκριμένο περιβάλλον του προβλήματος, το οποίο αντιμετωπίζεται και τυποποιείται/κωδικοποιείται μέσω μιας *συνάρτησης ποιότητας* (*fitness function*). Κατά την επιλογή η προσοχή εστιάζεται σε άτομα υψηλής ποιότητας αξιοποιώντας τη διαθέσιμη πληροφορία μέσω της ποιότητας των ατόμων. Ο ανασυνδυασμός και η μετάλλαξη διαταράσσουν τη δομή των ατόμων παρέχοντας δυνατότητες διερεύνησης του χώρου. Οι ΕΑ είναι αρκετά πολύπλοκοι ώστε να παρέχουν εύρωστους και αποτελεσματικούς μηχανισμούς αναζήτησης, αν και φαίνονται πολύ απλοϊκοί από την πλευρά ενός βιολόγου.

Ο αρχικός πληθυσμός ενός ΕΑ συνήθως αρχικοποιείται σε τυχαίες τιμές και εξελίσσεται προς διαδοχικά καλύτερες περιοχές του χώρου αναζήτησης μέσω των προαναφερθέντων (λίγο ή πολύ) τυχαίων διαδικασιών της επιλογής, του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης. Το περιβάλλον αποδίδει πληροφορίες σχετικά με την *ποιότητα* (*fitness value*) των νέων σημείων αναζήτησης, και η διαδικασία επιλογής ευνοεί τα άτομα με καλύτερη ποιότητα να αναπαράγονται συχνότερα από τα άλλα άτομα του πληθυσμού. Ο μηχανισμός ανασυνδυασμού επιτρέπει την μείξη της πληροφορίας που μεταφέρουν οι

γονείς στους απογόνους και η μετάλλαξη εισάγει νέα στοιχεία, καινοτομίες στον πληθυσμό.

Οι κύριοι αντιπρόσωποι αυτού του υπολογιστικού μοντέλου περιλαμβάνουν τους *Γενετικούς Αλγορίθμους* (*Genetic algorithms*) (Holland 1975, Goldberg 1989), τις *Εξελικτικές Στρατηγικές* (*Evolution strategies*) (Schwefel 1981, Schwefel 1995) και τον *Εξελικτικό Προγραμματισμό* (*Evolutionary programming*) (Fogel et al 1966, Fogel 1991).

8.2 Βιολογικό υπόβαθρο

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι βασίζονται στο μοντέλο της φυσικής, βιολογικής εξέλιξης το οποίο προτάθηκε από τον Κάρολο Δαρβίνο στο έργο του "The Origin of Species". Η θεωρία της εξέλιξης του Δαρβίνου εξηγεί την προσαρμοστική αλλαγή των ειδών μέσω της αρχής της φυσικής επιλογής, η οποία ευνοεί την επιβίωση, και την περαιτέρω εξέλιξη εκείνων των ειδών που είναι καλύτερα προσαρμοσμένα στις περιβαλλοντικές τους συνθήκες (η λεγόμενη "επιβίωση του ικανότερου"). Εκτός από την επιλογή, ο άλλος σημαντικός παράγοντας που αναγνωρίζει ο Δαρβίνος για την εξέλιξη, είναι η ύπαρξη μικρών, προφανώς τυχαίων και έμμεσων αποκλίσεων ανάμεσα στους *φαινότυπους* (*phenotypes*) των οργανισμών, δηλαδή τα φυσικά και πνευματικά τους χαρακτηριστικά, όπως χρώμα ματιών, ύψος, μέγεθος εγκεφάλου, ευφυΐα κλπ., τα οποία καθορίζουν και τον τρόπο ανταπόκρισης και φυσικής ενόαρκωσης των γονέων και των παιδιών τους. **Οι μεταλλάξεις** αυτές υπερισχύουν μέσα από την επιλογή, εάν αποδείξουν την αξία τους στις συνθήκες του παρόντος περιβάλλοντος- διαφορετικά, χάνονται. Η βασική κινητήρια δύναμη της επιλογής δίδεται από τη φυσική διαδικασία της αναπαραγωγής απογόνων. Υπό ευνοϊκές περιβαλλοντικές συνθήκες, το μέγεθος του πληθυσμού αυξάνεται εκθετικά, μία διαδικασία η οποία περιορίζεται από τους πεπερασμένους διαθέσιμους πόρους. Όταν οι πόροι δεν επαρκούν για να στηρίξουν όλα τα άτομα ενός πληθυσμού, τότε ευνοούνται εκείνοι οι οργανισμοί οι οποίοι εκμεταλλεύονται πιο αποτελεσματικά τους διαθέσιμους πόρους.

Σήμερα, η άποψη αυτή είναι γενικά αποδεκτή ως η σωστή μακροσκοπική εξήγηση της εξέλιξης. Ωστόσο, η σύγχρονη βιοχημεία και γενετική επέκτειναν τη θεωρία του Δαρβίνου με τη βοήθεια μικροσκοπικών ανακαλύψεων που αφορούν τους μηχανισμούς της κληρονομικότητας. Η θεωρία που απορρέει από τις ανακαλύψεις αυτές ονομάζεται *συνθετική θεωρία της εξέλιξης* (*synthetic theory of evolution*) ή, κάποιες φορές, *νεοδαρβινισμός* (*neodarwinism*).

Όλοι οι ζώντες οργανισμοί αποτελούνται από κύτταρα και κάθε κύτταρο περιέχει το ίδιο σύνολο από ένα ή περισσότερα *χρωμοσώματα* (*chromosomes*) τα

οποία αποτελούν ακολουθίες DNA οι οποίες λειτουργούν ως προσχέδιο ανάπτυξης του οργανισμού. Ένα χρωμόσωμα διαιρείται σε **γονίδια** (*genes*), λειτουργικά τμήματα του DNA, κάθε ένα από τα οποία κωδικοποιεί μία συγκεκριμένη πρωτεΐνη. Τα γονίδια θεωρούνται οι μονάδες μεταβίβασης του συνόλου των κληρονομικών χαρακτηριστικών. Χονδρικά, μπορεί να θεωρηθεί ότι κάθε γονίδιο κωδικοποιεί ένα χαρακτηριστικό, όπως το χρώμα των ματιών. Οι διαφορετικές πιθανές τιμές ενός γονιδίου ονομάζονται **τιμές χαρακτηριστικών** - *alleles* (π.χ., καστανά, μπλε, πράσινα). Κάθε γονίδιο έχει μία συγκεκριμένη θέση (*locus*) μέσα στο χρωμόσωμα. Τα γονίδια μεταβάλλονται περιστασιακά μέσω μεταλλάξεων.

Πολλοί οργανισμοί έχουν πολλαπλά χρωμοσώματα σε κάθε κύτταρο. Το πλήρες σύνολο όλου του γενετικού υλικού (όλα τα χρωμοσώματα μαζί) αποτελούν το **γονιδίωμα** (*genome*) του οργανισμού. Ο όρος γονιδίωμα αναφέρεται στο σύνολο των γονιδίων τα οποία περιέχονται σε αυτό. Δύο άτομα τα οποία έχουν πανομοιότυπο γονιδίωμα λέγεται ότι έχουν τον ίδιο **γονότυπο** (*genotype*). Ο γονότυπος έχει σαν αποτέλεσμα, μέσω της εμβρυϊκής και της μετέπειτα ανάπτυξης, την εμφάνιση του συγκεκριμένου φαινοτύπου του οργανισμού.

Η επιλογή ενεργεί επί των ατόμων (τα άτομα είναι οι μονάδες επιλογής) τα οποία μέσω του φαινοτύπου τους εκφράζουν τις πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις εντός του γονότυπου τους, δηλ την συνολική γενετική πληροφορία του οργανισμού, καθώς επίσης και την αλληλεπίδραση του γονότυπου με το περιβάλλον κατά τον καθορισμό του φαινοτύπου.

Οι οργανισμοί των οποίων τα χρωμοσώματα παρατάσσονται σε ζεύγη ονομάζονται **διπλοειδείς** (*diploid*), ενώ οργανισμοί των οποίων τα χρωμοσώματα είναι αζευγάρωτα ονομάζονται **απλοειδείς** (*haploid*). Στην φύση η πλειοψηφία των σεξουαλικά αναπαραγόμενων ειδών είναι διπλοειδείς, συμπεριλαμβανομένου και του ανθρώπινου είδους, όπου κάθε άτομο διαθέτει 23 ζεύγη χρωμοσωμάτων σε κάθε σωματικό (μη σπερματικό) κύτταρο. Κατά την διάρκεια της σεξουαλικής αναπαραγωγής λαμβάνει χώρα ο **ανασυνδυασμός** (*recombination*) ή **διασταύρωση** (*crossover*) των γονιδίων: σε κάθε γονέα ανταλλάσσονται γονίδια μεταξύ κάθε ζεύγους χρωμοσωμάτων σχηματίζοντας ένα **γαμέτη** (*gamete*) δηλ. ένα μοναδικό χρωμόσωμα και μετά οι γαμέτες από τους δύο γονείς σχηματίζουν ένα πλήρες ζεύγος διπλοειδούς χρωμοσώματος. Στην απλοειδή σεξουαλική αναπαραγωγή, τα γονίδια ανταλλάσσονται μεταξύ των χρωμοσωμάτων των δύο γονέων. Οι περισσότερες εφαρμογές των ΕΑ χρησιμοποιούν απλοειδή τύπο χρωμοσωμάτων.

Η ποιότητα (*fitness*) ενός οργανισμού τυπικά ορίζεται ως η πιθανότητα

βιωσιμότητας (*viability*) του οργανισμού (η πιθανότητα να επιβιώσει και να αναπαραγάγει απογόνους) ή ως συνάρτηση του αριθμού των απογόνων του (**γονιμότητα** -*fertility*). Στο πλαίσιο της εξέλιξης, η ποιότητα ενός ατόμου μετρείται μόνο έμμεσα μέσω του ρυθμού αύξησης του σε σύγκριση με τα άλλα άτομα του πληθυσμού δηλ. με την τάση του να επιβιώσει και να αναπαράγει σε ένα συγκεκριμένο περιβάλλον. Επιπλέον η φυσική επιλογή δεν είναι η ενεργή κινητήρια δύναμη. Η επιλογή είναι το όνομα που χρησιμοποιείται για να περιγράψει την ικανότητα των ατόμων τα οποία έχουν καταφέρει να επιβιώσουν και να μεταφέρουν το γενετικό υλικό τους στην επόμενη γενιά.

Στην βιολογία ο όρος **προσαρμογή** (*adaptation*) έχει την έννοια ενός γενικού προτερήματος αποτελεσματικότητας ενός ατόμου έναντι των υπολοίπων μελών ενός πληθυσμού και ταυτόχρονα σημαίνει την διαδικασία διατήρησης αυτής της κατάστασης. Προσαρμογή είναι ένας γενικός όρος ο οποίος τόσο την μη γενετική προσαρμογή (σωματική προσαρμογή), όσο και την γενετική έννοια της αλλαγής δηλ. την αλλαγή του γονότυπου κατά την εξέλιξη των γενεών. Η έννοια της προσαρμογής συχνά χρησιμοποιείται ως συνώνυμο της ποιότητας, δηλ. προσαρμογή είναι η τάση του ατόμου να μεγαλώσει (και να αναπαραχθεί).

8.3 Απλό παράδειγμα

Το Σχήμα 8.1 περιγράφει έναν τυπικό ΕΑ. Ένας πληθυσμός δομών αρχικοποιείται και κατόπιν εξελίσσεται από γενιά σε γενιά με την εφαρμογή της επιλογής, του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης. Το μέγεθος του πληθυσμού είναι γενικά σταθερό στους ΕΑ, αν και δεν υπάρχει συγκεκριμένος λόγος (εκτός της προγραμματιστικής ευκολίας) να μένει σταθερό.

Τυπικά, ένας εξελικτικός αλγόριθμος αρχικοποιεί τον πληθυσμό του σε τυχαίες τιμές, αν και μπορεί να χρησιμοποιηθεί προηγούμενη γνώση του πεδίου εφαρμογής (εάν υπάρχει) για να επηρεάσει την αρχικοποίηση του πληθυσμού. Ακολουθεί η αξιολόγηση (*evaluation*) του πληθυσμού αποδίδοντας αντίστοιχες τιμές ποιότητας (*fitness*) σε κάθε άτομο του πληθυσμού στο συγκεκριμένο περιβάλλον. Η αξιολόγηση γίνεται μέσω της *συνάρτησης ποιότητας* (αντιπροσωπευτική του συγκεκριμένου περιβάλλοντος) η οποία μπορεί να είναι πολύ απλή, όπως ο υπολογισμός μιας απλής συνάρτησης, ή εξαιρετικά πολύπλοκη, όπως η εκτέλεση μιας πολύπλοκης προσομοίωσης. Η *επιλογή* (*selection*) συνήθως υλοποιείται σε δύο βήματα, δηλ. επιλογή γονέων και επιβίωση γονέων. Κατά την επιλογή των γονέων καθορίζεται ποια άτομα θα γίνουν γονείς και πόσους *απόγονους/παιδιά* (*offsprings/children*) θα αποκτήσουν.

```
procedure EA; {
    t = 0;
```

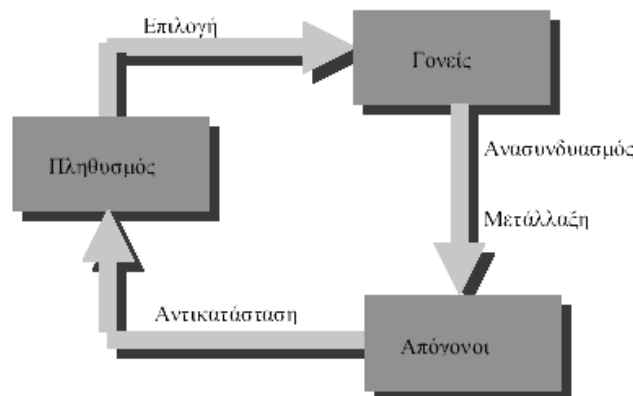
```

initialize population P(t);
evaluate P(t);
until (done) {
    t = t+ 1;
    parent_selection P(t);
    recombine P(t);
    mutate P(t);
    evaluate P(t);
    survive P(t);
}

```

Σχήμα 8.1 Ένας τυπικός εξελικτικός αλγόριθμος (Αδαμίδης, 1999)

Οι απόγονοι δημιουργούνται μέσω ανασυνδυασμού των γονέων δηλαδή με την ανταλλαγή πληροφορίας μεταξύ των γονέων και μέσω μετάλλαξης η οποία διαταράσσει περαιτέρω τους απογόνους. Ακολουθεί η χρήση της συνάρτησης ποιότητας για την αξιολόγηση των απογόνων και τελικά η επιλογή των ατόμων του πληθυσμού που θα επιβιώσουν στην επόμενη γενιά. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται *εξελικτικός κύκλος* (*evolutionary cycle*). Το Σχήμα 8.2 απεικονίζει τον συνήθη εξελικτικό κύκλο.



Σχήμα 8.2 Εξελικτικός κύκλος (Αδαμίδης, 1999)

Ακολουθεί ένα απλό παράδειγμα λειτουργίας ενός ΕΑ. Ας υποθέσουμε ότι ένας κατασκευαστής αυτοκινουμένων οχημάτων θέλει να σχεδιάσει μία νέα μηχανή με νέο σύστημα τροφοδότησης έτσι ώστε να μεγιστοποιήσει την απόδοση, την αξιοπιστία, την χιλιομετρική κάλυψη ανά λίτρο καυσίμων, ενώ ταυτόχρονα ελαχιστοποιούνται οι εκπομπές. Επιπλέον, υποθέτουμε ότι μία μονάδα προσομοίωσης μηχανών μπορεί να ελέγξει διάφορες μηχανές και να τις αξιολογήσει αποδίδοντας ένα βαθμό ποιότητας σε κάθε μηχανή. Ωστόσο, το

πλήθος των πιθανών μηχανών είναι πολύ μεγάλο και δεν υπάρχει αρκετός χρόνος να ελεγχθούν όλες. Πως θα αντιμετωπίζονταν αυτό το πρόβλημα με ένα ΕΑ;

Αρχικά ορίζουμε τα άτομα τα οποία θα αναπαριστούν τις διαθέσιμες μηχανές. Για παράδειγμα, τα κυβικά του κινητήρα, το σύστημα καυσίμων, ο αριθμός βαλβίδων, των κυλίνδρων και η ύπαρξη υπερσυμπιεστή καυσαερίων (turbo-charging) είναι όλες μεταβλητές της μηχανής, κατά το βήμα αρχικοποίησης δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός πιθανών μηχανών. Χάριν απλότητας, υποθέτουμε έναν πληθυσμό (εξαιρετικά μικρό) μεγέθους τέσσερα. Ο Πίνακας 8.1 δίνει ένα παράδειγμα αρχικού πληθυσμού.

Πίνακας 8.1 Αρχικός πληθυσμός (Αδαμίδης, 1999)

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ- συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι
1	350	4 σημείων	Ναι	16	8
2	250	Μηχ. ψεκασμού	Όχι	12	6
3	150	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	12	4
4	200	2 σημείων	Όχι	8	4

Ακολουθεί η αξιολόγηση κάθε ατόμου στον προσομοιωτή, ο οποίος παίζει τον ρόλο της συνάρτησης ποιότητας. Σε κάθε άτομο αντιστοιχείται ένας βαθμός ο οποίος είναι ένα μέτρο της ποιότητας του ατόμου όπως φαίνεται στον Πίνακα 8.2.

Πίνακας 8.2 Αρχικός πληθυσμός μετά την αξιολόγηση (Αδαμίδης, 1999)

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ- συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι	Ποιότητα
1	350	4 σημείων	Ναι	16	8	50
2	250	Μηχ. ψεκασμού	Όχι	12	6	100
3	150	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	12	4	300
4	200	2 σημείων	Όχι	8	4	150

Ακολουθεί η διαδικασία επιλογής η οποία καθορίζει ποιοι γονείς θα αποκτήσουν απογόνους καθώς και το πλήθος των απογόνων που θα έχουν. Για παράδειγμα, μπορούμε να αποφασίσουμε ότι το άτομο 2 μπορεί να αποκτήσει 2 παιδιά επειδή είναι πολύ καλύτερο από τα άλλα άτομα. Τα παιδιά δημιουργούνται μέσω ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Όπως ήδη αναφέρθηκε, ο ανασυνδυασμός ανταλλάσσει πληροφορίες μεταξύ των ατόμων, ενώ η μετάλλαξη διαταράσσει τα άτομα αυξάνοντας την απόκλιση του πληθυσμού. Για

παράδειγμα ο ανασυνδυασμός των ατόμων 3 και 4 θα μπορούσε να παράγει τα δύο παιδιά του Πίνακα 8.3.

Πίνακας 8.3 Αποτέλεσμα ανασυνδυασμού των ατόμων 3 και 4 (Αδαμίδης, 1999)

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ- συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι
3'	200	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	4

Σημειώστε ότι τα παιδιά αποτελούνται από στοιχεία των δύο γονέων. Επιπλέον ο αριθμός των κυλίνδρων είναι 4, αφού και οι δύο γονείς έχουν 4 κυλίνδρους. Η μετάλλαξη που πιθανώς ακολουθεί μπορεί να μεταβάλει περαιτέρω αυτά τα παιδιά έχοντας σαν αποτέλεσμα τα νέα άτομα του Πίνακα 8.4.

Πίνακας 8.4 Αποτέλεσμα μετάλλαξης των απογόνων 3' και 4' (Αδαμίδης, 1999)

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ- συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι
3'	250	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	6

Ακολουθεί η αξιολόγηση των απογόνων από τον προσομοιωτή. Έστω ότι ο προσομοιωτής τους αποδίδει τις τιμές ποιότητας που φαίνονται στον Πίνακα 8.5.

Πίνακας 8.5 Αξιολόγηση των απογόνων 3' και 4' (Αδαμίδης, 1999)

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ- συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι	Ποιότητα
3'	250	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4	250
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	6	350

Τελικά αποφασίζουμε ποια άτομα θα επιβιώσουν. Στο παράδειγμα μας το οποίο έχει σταθερό μέγεθος πληθυσμού, πράγμα σύνηθες για τον χώρο των ΕΑ, πρέπει να επιλέξουμε 4 άτομα προς επιβίωση.

Πίνακας 8.6 Αξιολόγηση των απογόνων 3' και 4' (Αδαμίδης, 1999)

Ατομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ- συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι	Ποιότητα
3	150	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	12	4	300
4	200	2 σημείων	Όχι	8	4	150
3'	250	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4	250
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	6	350

Η επιλογή των ατόμων που θα επιβιώσουν στην επόμενη γενιά ποικίλει μεταξύ διαφορετικών ΕΑ. Εάν για παράδειγμα επιβιώνουν οι καλύτεροι τότε ο πληθυσμός θα γίνει όπως στον Πίνακα 8.6.

Ο εξελικτικός κύκλος (επιλογή, ανασυνδυασμός, μετάλλαξη και επιβίωση) συνεχίζεται μέχρι την ικανοποίηση κάποιου κριτηρίου τερματισμού.

Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι αν και το βασικό εννοιολογικό πλαίσιο όλων των ΕΑ είναι ίδιο, οι υλοποιήσεις τους διαφέρουν σε πολλά σημεία. Για παράδειγμα υπάρχει μία μεγάλη ποικιλία μεθόδων επιλογής. Επίσης, η αναπαράσταση των ατόμων ποικίλει από δυαδικές συμβολοσειρές μέχρι διανύσματα πραγματικών αριθμών ή ακόμη και εκφράσεις LISP. Τέλος, η σπουδαιότητα των δύο βασικών τελεστών (του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης) όπως επίσης και οι υλοποιήσεις τους διαφέρουν κατά πολύ μεταξύ των διαφορετικών μοντέλων ΕΑ.

8.4 Βασικά Μοντέλα Εξελικτικών Αλγόριθμων

Στον χώρο των ΕΑ έχουν κυριαρχήσει τρεις κυρίως μεθοδολογίες (κατηγορίες ΕΑ) όπως έχει ήδη αναφερθεί. Οι μεθοδολογίες αυτές περιλαμβάνουν τους *Γενετικούς Αλγόριθμους* (*Genetic Algorithms*), τις *Εξελικτικές Στρατηγικές* (*Evolution Strategies*) και τον *Εξελικτικό Προγραμματισμό* (*Evolutionary Programming*). Αν και οι τρεις αυτές μεθοδολογίες στηρίζονται σε όμοιες αρχές, κάθε μία υλοποιείται με διαφορετικό τρόπο. Οι διαφορές αγγίζουν σχεδόν όλα τα θέματα υλοποίησης συμπεριλαμβάνοντας τις μεθόδους αναπαράστασης των ατόμων, τους μηχανισμούς επιλογής, τους τύπους των γενετικών τελεστών και την μέτρηση της απόδοσης.

Αν και οι τρεις αυτές μεθοδολογίες είναι γνωστές περισσότερο από 30 χρόνια, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι έχουν κερδίσει περισσότερο ενδιαφέρον από τις Εξελικτικές Στρατηγικές και τον Εξελικτικό Προγραμματισμό.

Οι μεθοδολογίες αυτές έχουν δώσει την έμπνευση για την ανάπτυξη επιπρόσθετων μεθοδολογιών όπως τον *"Γενετικό Προγραμματισμό - Genetic*

Programming" (Koza, 1991) τα "*Συστήματα Κατάταξης - Classifier systems*" (Holland, 1986), τα "*Συστήματα LS - LS systems*" (Smith, 1983), κ.α.

Στις παρακάτω παραγράφους περιγράφονται οι τρεις αυτές μεθοδολογίες.

8.4.1 Γενετικοί Αλγόριθμοι

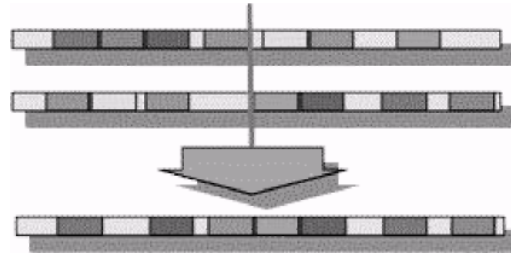
Η ανάπτυξη τους ξεκίνησε στη δεκαετία του 1960 από τον John Holland, τους συνεργάτες του και τους φοιτητές του στο Πανεπιστήμιο του Michigan. Οι σκοποί της έρευνάς τους είχαν διπλή κατεύθυνση:

- να συνοψίσουν και να εξηγήσουν αυστηρά τις προσαρμοστικές και αναπαραγωγικές διαδικασίες των φυσικών συστημάτων, και
- να σχεδιάσουν λογισμικό τεχνητών συστημάτων που να διατηρεί τους πιο σημαντικούς από τους μηχανισμούς των φυσικών συστημάτων.

Παραδοσιακά, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) χρησιμοποιούν μία αναπαράσταση η οποία είναι ανεξάρτητη από το πρόβλημα, δηλ. συμβολοσειρές δυαδικών ψηφίων. Ωστόσο, αρκετές πρόσφατες εφαρμογές χρησιμοποιούν άλλους τρόπους αναπαράστασης όπως γράφοι, εκφράσεις LISP, διατεταγμένες λίστες και διανύσματα πραγματικών αριθμών.

Κατά την αρχικοποίηση του πληθυσμού δημιουργείται ένα σύνολο από δυαδικές συμβολοσειρές (χρωμοσώματα). Μετά την αρχικοποίηση επιλέγονται οι γονείς σύμφωνα με μία συνάρτηση πιθανότητας η οποία βασίζεται στην σχετική ποιότητα των ατόμων του πληθυσμού. Με άλλα λόγια, τα άτομα (χρωμοσώματα) με καλύτερη ποιότητα έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιλεγούν ως γονείς. Όσο καλύτερη είναι η ποιότητα ενός ατόμου, τόσο αυξάνονται οι πιθανότητες να επιλεγεί περισσότερες φορές σαν γονέας για την αναπαραγωγή παιδιών. Γενικά, από N γονείς αναπαράγονται N παιδιά μέσω *διασταύρωσης* (*crossover*), όπως ονομάζεται ο ανασυνδυασμός στην περίπτωση των ΓΑ. Τυπικά, ακολουθεί η μετάλλαξη των N παιδιών σύμφωνα με κάποιο συντελεστή πιθανότητας μετάλλαξης και η επιβίωση των παιδιών αντικαθιστώντας τους N γονείς του πληθυσμού και δημιουργώντας μία νέα γενιά..

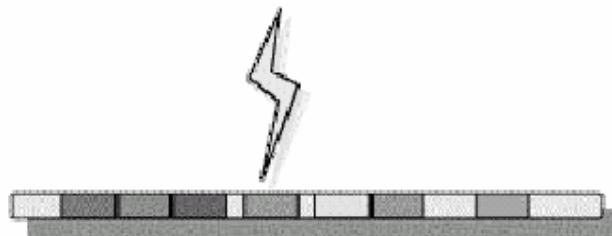
Ο τελεστής διασταύρωσης λειτουργεί ως εξής: Επιλέγεται τυχαία μία θέση του χρωμοσώματος και ανταλλάσσονται τα τμήματα πριν και μετά την θέση αυτή μεταξύ των δύο χρωμοσωμάτων όπως φαίνεται στο Σχήμα 8.3. Για παράδειγμα, εάν οι συμβολοσειρές 10000100 και 1111111 διασταυρωθούν μετά την τρίτη θέση θα παραχθούν τα δύο παιδιά 10011111 και 11100100.



Σχήμα 8.3 Διασταύρωση ενός σημείου (Αδαμίδης, 1999)

Ο τελεστής διασταύρωσης μιμείται χονδρικά τον βιολογικό ανασυνδυασμό μεταξύ δύο οργανισμών με μονό χρωμόσωμα (απλοειδείς). Μέσω της διασταύρωσης, οι ΓΑ εκμεταλλεύονται αποτελεσματικά ιστορικές πληροφορίες για να κάνουν υποθέσεις πάνω σε νέα σημεία έρευνας, με προσδοκώμενη βελτιωμένη απόδοση.

Ο τελεστής μετάλλαξης αλλάζει τυχαία κάποια από τα δυαδικά ψηφία ενός χρωμοσώματος, μετατρέποντας τα από 0 σε 1 ή αντίστροφα όπως φαίνεται στο Σχήμα 8.4. Για παράδειγμα, εάν στην συμβολοσειρά 00000100 γίνει μετάλλαξη στο δεύτερο δυαδικό ψηφίο της θα γίνει 01000100. Η μετάλλαξη μπορεί να συμβεί σε οποιαδήποτε θέση μιας συμβολοσειράς με κάποια πιθανότητα, συνήθως πολύ μικρή όσον αφορά τους ΓΑ (π.χ. 0.001)



Σχήμα 8.4 Μετάλλαξη (Αδαμίδης, 1999)

Είναι αρκετά σημαντικό να σημειώσουμε ότι στους ΓΑ η έμφαση δίνεται στον τελεστή ανασυνδυασμού και όχι στον τελεστή μετάλλαξης. Όπως ήδη ειπώθηκε η πιθανότητα μετάλλαξης (δηλ. αντιστροφής) των δυαδικών ψηφίων είναι πολύ μικρή και συχνά θεωρείται τελεστής που λειτουργεί στο παρασκήνιο. Ο ανασυνδυασμός, από την άλλη, θεωρείται ως ο κύριος τελεστής διερεύνησης.

Η αρχική αναφορά πάνω στο θέμα είναι η "*Προσαρμοστικότητα στα Φυσικά και Τεχνητά Συστήματα*" (Adaptation in Natural and Artificial Systems) του Holland (1975).

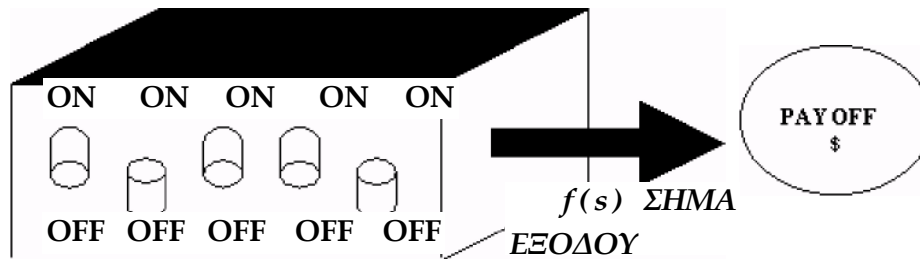
8.4.1.1 Ένας Απλός Γενετικός Αλγόριθμος

Η μηχανική ενός απλού Γενετικού Αλγόριθμου (ΓΑ) είναι εκπληκτικά

απλή και δεν περιλαμβάνει τίποτα πιο περίπλοκο από αντιγραφή συμβολοσειρών και ανταλλαγή ενός μέρους αυτών.

Ας εξετάσουμε το πρόβλημα του διακόπτη του μαύρου κουτιού που εμφανίζεται στο Σχήμα 8.5. Το πρόβλημα αυτό αφορά το μηχανισμό ενός μαύρου κουτιού, με μία σειρά από πέντε διακόπτες εισαγωγής. Οι ΓΑ (όπως και γενικότερα οι ΕΑ) δεν χρειάζεται να γνωρίζουν τον τρόπο λειτουργίας του μαύρου κουτιού. Εκείνο που χρειάζονται είναι μία μέθοδος κωδικοποίησης και ένας τρόπος αξιολόγησης των κωδικοποιήσεων.

Για κάθε συνδυασμό θέσεων των διακοπών υπάρχει ένα σήμα εξόδου f , που μαθηματικά συμβολίζεται ως $f = f(s)$, όπου s είναι ένας συγκεκριμένος συνδυασμός των θέσεων των πέντε διακοπών. Το ζητούμενο του προβλήματος είναι να θέσουμε τους διακόπτες έτσι ώστε να αποκομίσουμε τη μέγιστη δυνατή τιμή της f .



Σχήμα 8.5 Το Πρόβλημα Βελτιστοποίησης του Μαύρου Κουτιού με τους 5 Διακόπτες (Αδαμίδης, 1999)

Με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης είναι πιθανό να δουλεύαμε απευθείας με το σύνολο των παραμέτρων (δηλαδή, τους συνδυασμούς των διακοπών) και θα μεταβάλλαμε τη θέση των διακοπών από τον ένα συνδυασμό στον άλλο, χρησιμοποιώντας τους κανόνες μεταβολής της συγκεκριμένης μεθόδου. Με τους ΓΑ, το πρώτο που κάνουμε είναι να κωδικοποιήσουμε τους διακόπτες ως μία συμβολοσειρά πεπερασμένου μήκους. Ένας απλός κώδικας μπορεί να δημιουργηθεί, λαμβανομένης υπόψη μιας σειράς από μονάδες και μηδενικά μέγιστου μήκους πέντε, όπου καθένας από τους πέντε διακόπτες αναπαριστάται από μία μονάδα αν είναι ανοιχτός, και από ένα μηδέν αν είναι κλειστός. Με την κωδικοποίηση αυτή, η σειρά 11110 για παράδειγμα, κωδικοποιεί τη συσκευή όπου οι τέσσερις πρώτοι διακόπτες είναι ανοιχτοί και ο πέμπτος, κλειστός (βέβαια, αργότερα οι κωδικοποιήσεις που θα εισάγονται δεν θα είναι τόσο προφανείς, απλά στη δεδομένη στιγμή σημασία έχει να αντιληφθούμε τον τρόπο που οι ΓΑ χρησιμοποιούν κωδικοποιήσεις).

Άλλες τεχνικές επίλυσης αυτού του προβλήματος, είναι πιθανό να

ξεκινούσαν με ένα συνδυασμό θέσεων διακοπών, εφαρμόζοντας κάποιους κανόνες μεταβολής και δημιουργώντας ένα νέο δοκιμαστικό συνδυασμό διακοπών. Ένας ΓΑ ξεκινά με έναν πληθυσμό συμβολοσειρών (άτομα) και από κει και πέρα δημιουργεί συνεχώς νέους βελτιωμένους πληθυσμούς συμβολοσειρών. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα των πέντε διακοπών, μία τυχαία εκκίνηση με το στρίψιμο ενός νομίσματος (1 = κεφαλή, 0 = γράμματα) μπορεί να δημιουργήσει τον αρχικό πληθυσμό μεγέθους $n = 4$ (που είναι πολύ μικρός για τα πρότυπα των ΓΑ):

01101

11000

01000

10011

Εκτός της αρχικοποίησης του πληθυσμού, πρέπει να ορίσουμε ένα σύνολο από απλές λειτουργίες, οι οποίες παίρνουν αυτόν τον αρχικό πληθυσμό και "γεννούν" επιτυχημένους πληθυσμούς οι οποίοι βελτιώνονται με το χρόνο.

Ένας απλός ΓΑ ο οποίος αποφέρει καλά αποτελέσματα σε πολλά πρακτικά προβλήματα, στηρίζεται σε τρεις τελεστές:

- *Επιλογή,*
- *Διασταύρωση (Ανασυνδυασμός), και*
- *Μετάλλαξη.*

Η *αναπαραγωγή* είναι μια διαδικασία κατά την οποία ξεχωριστές συμβολοσειρές (άτομα) επιλέγονται σύμφωνα με τις τιμές ποιότητας που τους έχει ανατεθεί από την συνάρτησης ποιότητας f (οι βιολόγοι καλούν αυτή τη συνάρτηση, *συνάρτηση προσαρμογής-καταλληλότητας*). Μπορούμε να σκεφτόμαστε τη συνάρτηση ποιότητας f ως κάποιο μέσο μέτρησης του κέρδους, της χρησιμότητας της ποιότητας ή της καταλληλότητας που επιθυμούμε να βελτιστοποιήσουμε. Η επιλογή συμβολοσειρών ανάλογα με τις τιμές ποιότητας τους σημαίνει ότι, σειρές με μια υψηλότερη τιμή έχουν και υψηλότερη πιθανότητα συνεισφοράς ενός ή περισσότερων απογόνων στην επόμενη γενιά. Αυτός ο χειρισμός, φυσικά, είναι μία τεχνητή έκδοση της φυσικής επιλογής, θα λέγαμε μία Δαρβινική επιβίωση του βέλτιστου ανάμεσα σε σειρές πλασμάτων. Σε φυσικούς πληθυσμούς η ποιότητα καθορίζεται από την ικανότητα ενός πλάσματος να επιβιώνει από αρπαγές, λοιμούς και άλλα εμπόδια στο δρόμο προς την ενηλικίωση και τη μεταγενέστερη αναπαραγωγή. Μέσα στο ακλόνητα τεχνητό μας πλαίσιο, η συνάρτηση ποιότητας είναι ο τελικός ρυθμιστής της ζωής ή του

θανάτου των συμβολοσειρών-πλασμάτων.

Ο τελεστής της *επιλογής* μπορεί να υλοποιηθεί σε αλγοριθμική μορφή με πολλούς τρόπους. Ένας από αυτούς είναι να δημιουργήσουμε έναν "μεροληπτικό" τροχό ρουλέτας, όπου σε κάθε άτομο/συμβολοσειρά του πληθυσμού ανατίθεται ένα μέρος της ρουλέτας ανάλογα με την ποιότητα του ατόμου.

Ας υποθέσουμε ότι το δείγμα του πληθυσμού των τεσσάρων ατόμων στο πρόβλημα του μαύρου κουτιού έχει τις τιμές ποιότητας, που βλέπουμε στον Πίνακα 4.1. Προς το παρόν τις δεχόμαστε σαν τιμές -τη συνάρτηση και την κωδικοποίηση που τις δημιουργούν θα τις εξετάσουμε παρακάτω.

Πίνακας 8.7 Δείγμα Τιμών Σειρών και Τιμών Ποιότητας τους (Αδαμίδης, 1999)

No..	Σειρά	Ποιότητα	% του Συνόλου
1	01101	169	14.4
2	11000	576	49.2
3	01000	64	5.5
4	10011	361	30.9
Σύνολο:		1170	100.0

Αθροίζοντας την ποιότητα και των τεσσάρων ατόμων λαμβάνουμε το σύνολο 1170. Ο τροχός της ρουλέτας που προκύπτει για την αναπαραγωγή αυτής της γενεάς μοιράζεται σε τέσσερα μέρη με αντιστοιχία ανάλογη, για κάθε άτομο, των ποσοστών που βλέπουμε στη στήλη "% του Συνόλου". Για να επιλέξουμε τους γονείς οι οποίοι θα αναπαραχθούν, απλά γυρίζουμε τον τροχό της ρουλέτας, όπως χωρίστηκε, τέσσερις φορές. Για το πρόβλημα του παραδείγματος, το άτομο Νο. 1 έχει τιμή ποιότητας 169, η οποία αντιπροσωπεύει το 14.4% της συνολικής ποιότητας. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, να δίνεται στη σειρά Νο. 1 το 14.4% του μεροληπτικού τροχού της ρουλέτας, και κάθε γύρισμα να αποδίδει τη σειρά αυτή με πιθανότητα 0.144. Κάθε φορά που χρειαζόμαστε ακόμη έναν απόγονο, ένα απλό γύρισμα του σταθμισμένου τροχού αποφέρει ένα άτομο το οποίο θα λειτουργήσει ως γονέας για την αναπαραγωγή κάποιου παιδιού.. Με αυτό τον τρόπο, τα άτομα με καλύτερη ποιότητα έχουν υψηλότερο αριθμό απογόνων στην νέα γενεά. Από τη στιγμή που κάποιο άτομο επιλέγεται για αναπαραγωγή, δημιουργείται ένα ακριβές αντίγραφο του. Τότε το άτομο αυτό εισάγεται σε ένα κοινόχρηστο συνδυαστικό χώρο, έναν πειραματικό νέο πληθυσμό για περαιτέρω δράση γενετικών λειτουργιών.

Μετά την επιλογή, μία απλή διασταύρωση μπορεί να προχωρήσει σε δύο βήματα. Πρώτον, μέλη των ατόμων στον κοινό συνδυαστικό χώρο, συνταιριάζονται στην τύχη. Δεύτερον, κάθε ζευγάρι ατόμων υφίσταται μία διασταύρωση ως εξής: επιλέγεται ομοιόμορφα μία ακέραιη θέση k κατά μήκος της σειράς, μέσα στο πεδίο $[1, l - 1]$ (όπου l το μήκος της σειράς) με τυχαίο τρόπο. Δύο νέες σειρές δημιουργούνται ανταλλάσσοντας όλους τους χαρακτήρες μεταξύ των θέσεων $k + 1$ και l συνολικά. Για παράδειγμα, σκεφθείτε τις σειρές A1 και A2 από τον αρχικό πληθυσμό του παραδείγματος μας.

A1=0110 | 1

A2=1100 | 0

Ας υποθέσουμε ότι επιλέγουμε έναν τυχαίο αριθμό, $k = 4$ (όπως υποδεικνύεται από το διαχωριστικό σύμβολο |). Η διασταύρωση στην οποία καταλήγουμε, αποφέρει δύο νέες σειρές όπου η ένδειξη (') σημαίνει ότι οι σειρές είναι μέρη της νέας γενιάς:

A'1 = 01100

A'2 = 11001

Η μηχανική της αναπαραγωγής και της διασταύρωσης είναι εκπληκτικά απλή, συμπεριλαμβάνοντας τυχαίους αριθμούς γενεών, αντίγραφα ατόμων/συμβολοσειρών, και κάποιες ανταλλαγές τμημάτων ατόμων. Παρ' όλα αυτά, η συνδυασμένη έμφαση της αναπαραγωγής και η δομημένη, αν και τυχαία δημιουργημένη, ανταλλαγή πληροφοριών της διασταύρωσης, δίνουν στους ΓΑ ένα μεγάλο μέρος από τη δύναμη τους. Με αυτό τον τρόπο, η δράση της διασταύρωσης με την προηγούμενη επιλογή κάνει υποθέσεις πάνω σε νέες ιδέες, που φτιάχνονται από τα -υψηλής απόδοσης- δομικά σύνολα (έννοιες, αντιλήψεις) των παρελθόντων δοκιμών.

Η επιλογή και η διασταύρωση συνδυάζουν στην αναζήτηση, την παροχή ενδεχόμενων νέων ιδεών. Αυτή η εμπειρία έμφασης και διασταύρωσης είναι ανάλογη της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης που, πολλοί από εμάς, έχουμε παρατηρήσει σε μία επιστημονική διάλεξη, για παράδειγμα, όπου συγκεντρώνονται διάφοροι ειδικοί από όλο τον κόσμο με σκοπό να συζητήσουν πάνω στη νέα τεχνολογία. Μετά τη ενότητα των ομιλιών, μαζεύονται όλοι και κατά ομάδες ανταλλάσσουν ιδέες, σκέψεις και αντιλήψεις σχετικά με τις εμπειρίες τους στο επιστημονικό πεδίο του ενδιαφέροντος τους. Μάλιστα, οι πιο γνωστοί ειδικοί απαιτούν να ανταλλάσσουν περισσότερες ιδέες, σε μεγαλύτερο βαθμό από τους λιγότερο γνωστούς συναδέλφους τους (παραλληλίστε τους με τις πιο αποδοτικές σειρές δεδομένων ενός πληθυσμού

και θα διαπιστώσετε την ύπαρξη της ομοιότητας). Η διαδικασία επιλογής και διασταύρωσης σε ένα ΓΑ, είναι μία τέτοιου είδους ανταλλαγή. Υψηλής απόδοσης έννοιες (αντιλήψεις) ελέγχονται συνεχώς και ανταλλάσσονται για την αναζήτηση όλο και καλύτερης απόδοσης.

Αν, όμως, ο συνδυασμός αναπαραγωγής και διασταύρωσης δίνει στους ΓΑ το κύριο μέρος της διαδικαστικής τους δύναμης, τότε ποιος είναι ο σκοπός του τελεστή μετάλλαξης; Είναι αναμφισβήτητο γεγονός, η σύγχυση που υπάρχει στον πολύ κόσμο σχετικά με τον ακριβή ρόλο της μετάλλαξης στη γενετική (τόσο σε φυσικό όσο και σε τεχνητό επίπεδο). Η μετάλλαξη διαδραματίζει ένα δευτερεύοντα ρόλο στη λειτουργία των ΓΑ. Η μετάλλαξη είναι αναγκαία διότι, παρ' όλο που η αναπαραγωγή και η διασταύρωση αναζητούν αποτελεσματικά και επανασυνδυάζουν τις υπάρχουσες έννοιες, μπορεί κατά περίπτωση να εμφανίσουν υπερβάλλοντα ζήλο και να χάσουν κάποιο, ενδεχόμενα, χρήσιμο γενετικό υλικό (μονάδες ή μηδενικά σε συγκεκριμένες τοποθεσίες). Στα τεχνητά γενετικά συστήματα, ο τελεστής μετάλλαξης προφυλάσσει από τέτοιες ανεπανόρθωτες απώλειες λειτουργώντας ως μία πολιτική ασφαλείας απέναντι σε σημαντικά δεδομένα. Στον απλό ΓΑ η μετάλλαξη εκφράζεται, ως μία περιστασιακή (και με μικρή πιθανότητα) τυχαία μετατροπή της τιμής μιας θέσης, σε κάποια συμβολοσειρά/άτομο. Στη δυαδική κωδικοποίηση του προβλήματος του μαύρου κουτιού, αυτό μεταφράζεται σε αλλαγή μίας μονάδας σε μηδέν, και αντίστροφα.

Σχετικά με το γεγονός ότι ο τελεστής μετάλλαξης παίζει ένα δευτερεύοντα ρόλο στο ΓΑ, απλά σημειώνουμε ότι η συχνότητα της μετάλλαξης για να αποκτήσουμε καλά αποτελέσματα στις εμπειρικές μελέτες ΓΑ είναι του επιπέδου μίας μετάλλαξης ανά χίλια bit (θέσεις). Οι τιμές μετάλλαξης είναι συνήθως μικρότερες σε φυσικούς πληθυσμούς, οδηγώντας μας στο συμπέρασμα ότι η μετάλλαξη αντιμετωπίζεται σαν ένας δευτερεύον μηχανισμός της προσαρμογής του ΓΑ.

Υπάρχουν κι άλλοι γενετικοί τελεστές και αναπαραγωγικά σχέδια τα οποία έχουν εξαχθεί από τη μελέτη των βιολογικών παραδειγμάτων. Πάντως, οι τρεις μηχανισμοί που εξετάστηκαν σε αυτήν την ενότητα (επιλογή, απλή διασταύρωση, μετάλλαξη) αποδείχθηκαν ότι είναι εξίσου απλοί υπολογιστικά και αποτελεσματικοί στην αντιμετώπιση ενός μεγάλου αριθμού από σημαντικά προβλήματα βελτιστοποίησης.

8.4.1.2 Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι σε Δράση - Μία Προσομοίωση με το Χέρι

Ας εφαρμόσουμε τον απλό ΓΑ σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα βελτιστοποίησης, βήμα προς βήμα. Έστω το πρόβλημα μεγιστοποίησης της συνάρτησης $f(x) = x^2$,

όπου το x επιτρέπεται να παίρνει τιμές μεταξύ 0 και 31. Για να χρησιμοποιήσουμε το ΓΑ πρέπει πρώτα να κωδικοποιήσουμε τις παραμέτρους του προβλήματος μας ως μία βέλτιστου μήκους δυαδική συμβολοσειρά. Στο δεδομένο πρόβλημα θα κωδικοποιήσουμε τη μεταβλητή x ως ένα δυαδικό μη-προσημασμένο ακέραιο, μήκους 5.

Με έναν δυαδικό μη-προσημασμένο ακέραιο των 5 bits, είμαστε σε θέση να παραστήσουμε αριθμούς μεταξύ του 0 (00000) και του 31 (11111). Με μία καλά ορισμένη συνάρτηση ποιότητας και την κατάλληλη κωδικοποίηση, προσομοιώνουμε μία μοναδική γενεά ενός ΓΑ με επιλογή, διασταύρωση και μετάλλαξη.

Για να ξεκινήσουμε, επιλέγουμε έναν αρχικό πληθυσμό στην τύχη. Επιλέγουμε ένα πληθυσμό μεγέθους 4 ρίχνοντας ένα νόμισμα 20 φορές (όπως στο παράδειγμα του μαύρου κουτιού). Μελετώντας τον πληθυσμό στην αριστερή πλευρά του Πίνακα 4.2, παρατηρούμε ότι οι τιμές των αποκωδικοποιημένων x παρουσιάζονται μαζί με την ποιότητα ή τις τιμές της συνάρτησης ποιότητας $f(x)$. Για να βεβαιωθούμε ότι γνωρίζουμε πως οι τιμές ποιότητας $f(x)$ υπολογίζονται από την αναπαράσταση των ατόμων, ας ρίξουμε μια ματιά στο 3ο άτομο του αρχικού πληθυσμού, δηλαδή τη δυαδική συμβολοσειρά 01000. Αποκωδικοποιώντας αυτή το άτομο σε ένα δυαδικό, μη προσημασμένο ακέραιο αριθμό, σημειώνουμε ότι υπάρχει ένας και μοναδικός άσος στην τέταρτη θέση, όπου ισχύει $2^3 = 8$. Για το λόγο αυτό, για τη σειρά 01000 λαμβάνουμε $x = 8$. Για να εφαρμόσουμε την συνάρτηση ποιότητας απλώς τετραγωνίζουμε την τιμή του x και λαμβάνουμε το αποτέλεσμα της τιμής ποιότητας του ατόμου $f(x) = 64$. Παρόμοια λαμβάνονται και άλλα x και $f(x)$.

Πίνακας 8.8 Προσομοίωση Γενετικού Αλγορίθμου (Αδαμίδης, 1999)

Νούμερο σειράς	Αρχικός πληθυσμός (τυχαία δημιουργημένος)	Τιμή του x (Μη Προσημα σμένος Ακέραιος)	$f(x) = x^2$	$pselect_i$ $f_i/\Sigma f$	Αναμενόμενη Μέτρηση $f_i/\sim f$	Πραγματι κή μέτρηση (από τον τροχό της ρουλέτας)
1	01101	13	169	0.14	0.58	1
2	11000	24	576	0.49	1.97	2
3	01000	8	64	0.06	0.22	0
4	10011	19	361	0.31	1.23	1

<i>Άθροισμα:</i>	1170	1.00	4.00	4.0
<i>Μέσος:</i>	<u>293</u>	0.25	1.00	1.0
<i>Μέγιστο:</i>	<u>576</u>	0.49	1.97	2.0

Αν συγκρίνουμε τους Πίνακες 8.7 και 8.8 θα παρατηρήσουμε ότι οι τιμές της συνάρτησης ποιότητας είναι ίδιες με αυτές του μαύρου κουτιού. Φυσικά δεν πρόκειται για σύμπτωση, μιας και το πρόβλημα βελτιστοποίησης μαύρου κουτιού αναπαριστάται πολύ καλά από τη δεδομένη συνάρτηση, $f(x)$, και την κωδικοποίηση που τώρα χρησιμοποιούμε. Βέβαια, ο ΓΑ δεν χρειάζεται να γνωρίζει τίποτα από όλα αυτά. Είναι το ίδιο "πρόθυμος" να βελτιστοποιεί κάποια αυθαίρετη συνάρτηση διακοπών, όσο και κάποια πολυσύνθετη συνάρτηση με ευθεία δυαδική κωδικοποίηση. Η συζήτηση αυτή απλά ενισχύει ένα από τα δυνατά σημεία του ΓΑ: με την εκμετάλλευση ομοιοτήτων στις κωδικοποιήσεις, οι ΓΑ μπορούν να ασχοληθούν αποτελεσματικά με μια ευρύτερη κατηγορία συναρτήσεων σε σχέση με πολλές άλλες διαδικασίες.

Μία γενεά του ΓΑ ξεκινάει με τη διαδικασία της επιλογής. Επιλέγουμε το συνδυαστικό (κοινό) χώρο της επόμενης γενεάς με κάποιο μηχανισμό επιλογής όπως το γύρισμα του τροχού της ρουλέτας με τα ανάλογα βάρη, τέσσερις φορές. Έστω ότι η προσομοίωση αυτής της διαδικασίας χρησιμοποιώντας το στρίψιμο νομίσματος, καταλήγει το άτομο 1 και η σειρά 4 να λαμβάνουν από ένα αντίγραφο στον κοινό χώρο, η σειρά 2 να λαμβάνει 2 αντίγραφα, και η σειρά 3 να μη λαμβάνει κανένα όπως φαίνεται και στο κέντρο του Πίνακα 1.2. Συγκρίνοντας αυτά με τον αναμενόμενο αριθμό των αντιγράφων ($n \times p$ επιλεγόμενα i) έχουμε αποκομίσει ότι θα έπρεπε να αναμένουμε: οι καλύτερες λαμβάνουν περισσότερα αντίγραφα, οι μεσαίες παραμένουν ίδιες, και οι χειρότερες πεθαίνουν.

Με βάση τον παραπάνω κοινό χώρο από σειρές που ψάχνουν για τα ταίρια τους, η απλή διασταύρωση προχωράει σε δύο βήματα:

- οι σειρές συνταιριάζονται τυχαία, χρησιμοποιώντας επαναληπτικά το στρίψιμο ενός νομίσματος για να ταιριάξουν τα κατάλληλα ζευγάρια, και
- τα ζευγάρια αυτά των σειρών διασταυρώνονται χρησιμοποιώντας και πάλι το στρίψιμο του νομίσματος για να επιλέξουν τις θέσεις της διασταύρωσης.

Έχοντας πάντα σαν σημείο αναφοράς τον Πίνακα 4.2, βλέπουμε ότι η διαδικασία της τυχαίας επιλογής των ταιριών έχει επιλέξει τη δεύτερη σειρά μέσα

στο συνδυαστικό χώρο να ταιριάζει με την πρώτη. Με σημείο κοπής (θέση διασταύρωσης) το σημείο 4, οι δύο σειρές 01101 και 11000 διασταυρώνονται και αποδίδουν τις νέες σειρές 01100 και 11001. Οι δύο σειρές που απομένουν μέσα στο συνδυαστικό χώρο διασταυρώνονται στη θέση 2 (οι σειρές που καταλήγουν φαίνονται στον πίνακα). Επισημαίνεται ότι η επιλογή των σημείων κοπής είναι τυχαία.

Ο τελευταίος τελεστής, η μετάλλαξη, αποδίδεται σε μία bit προς bit βάση. Υποθέτουμε ότι η πιθανότητα μετάλλαξης σε αυτόν τον έλεγχο είναι 0.001. Με 20 θέσεις ψηφίων θα έπρεπε να περιμένουμε $20 \times 0.001 = 0.02$ bits να υποστούν μετάλλαξη κατά τη διάρκεια μιας δοσμένης γενεάς. Είναι λοιπόν εύκολα αντιληπτό ότι για την προσομοίωση αυτής της διαδικασίας, δεν υποβάλλονται κάποια bits σε μετάλλαξη. Άρα σε αυτή τη γενεά δεν έχουμε καμία αλλαγή από Ο σε 1 σε κάποια θέση ψηφίου από την εφαρμογή του τελεστή μετάλλαξης.

Αφού έλαβαν χώρα οι λειτουργίες και των τριών τελεστών του ΓΑ, ο νέος πληθυσμός είναι έτοιμος για έλεγχο. Για να γίνει αυτό, αποκωδικοποιούμε τις νέες σειρές που δημιουργήθηκαν από το ΓΑ και υπολογίζουμε τις τιμές της συνάρτησης ποιότητας από τις τιμές x που αποκωδικοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα μιας μοναδικής γενεάς της προσομοίωσης παρουσιάζονται στα δεξιά του Πίνακα 4.3.

Πίνακας 8.9 Συνέχεια Προσομοίωσης Γενετικού Αλγόριθμου (Αδαμίδης, 1999)

Κοινός Συνδυαστικός Χώρος	Ταίρι (τυχαία επιλεγμ ένο)	Σημείο Διασταύρω σης (τυχαία επιλεγμένο)	Νέος Πληθυσμός	Τιμή x	$f(x) = x^2$
0110 1	2	4	01100	12	144
1100 0	1	4	11001	25	625
11 000	4	2	11011	27	729
10 001	3	2	10000	16	256
					1754
					439
					729

Το να συνάγουμε συγκεκριμένα συμπεράσματα από μία απλή δοκιμή μιας

στοχαστικής διαδικασίας είναι βέβαια, στην καλύτερη περίπτωση, ένα παρακινδυνευμένο εγχείρημα. Όμως, το παράδειγμα βοηθάει να αντιληφθούμε τον τρόπο με τον οποίο οι ΓΑ συνδυάζουν τα δεδομένα της υψηλής απόδοσης για να επιτύχουν ακόμη καλύτερη απόδοση. Στον παραπάνω Πίνακα φαίνεται ότι τόσο η μέγιστη όσο και η μέση απόδοση έχουν βελτιωθεί στο νέο πληθυσμό. Η μέση ποιότητα του πληθυσμού έχει βελτιωθεί από το 293 στο 439 μέσα σε μία γενεά. Η μέγιστη ποιότητα έχει αυξηθεί από το 576 στο 729 κατά τη διάρκεια της ίδιας περιόδου. Παρόλο που οι τυχαίες διαδικασίες βοηθούν στην πρόκληση αυτών των "ευχάριστων" αποτελεσμάτων, αρχίζουμε να κατανοούμε ότι αυτή η βελτίωση δεν συμβαίνει κατά τύχη. Η καλύτερη σειρά της πρώτης γενεάς (11000) λαμβάνει δύο αντίγραφα εξαιτίας της υψηλής της απόδοσης. Όταν αυτό συνδυάζεται τυχαία με την επόμενη υψηλότερη σειρά (10011) και διασταυρώνεται στη θέση 2 (ζανά στην τύχη), μία από τις σειρές που προκύπτουν (11011) αποδεικνύεται να είναι μία, πράγματι, πολύ καλή επιλογή.

Αυτό το γεγονός είναι μία πολύ καλή επίδειξη των ιδεών και εννοιών που η αναλογία ανέπτυξε στην προηγούμενη ενότητα. Στην περίπτωση αυτή, η καλή ιδέα που προκύπτει είναι ο συνδυασμός των δύο παραπάνω μέσων εννοιών, δηλαδή των υποσειρών 1 1 _ _ και _ _ _ 1 1. Παρ' όλο που η συζήτηση είναι ακόμα κάπως ευρετική, αρχίζουμε να κατανοούμε το πώς οι ΓΑ προκαλούν μια εύρωστη αναζήτηση. Άλλωστε καλό θα είναι να έχουμε πάντα κατά νου ότι, όσα φαίνονται μέσα από την απλή ανθρώπινη κρίση και παρατηρητικότητα (στο συγκεκριμένο παράδειγμα, είναι προφανές αλλά και εμφανές ότι σε μία δυαδική κωδικοποίηση όσο πιο πολλοί άσσοι υπάρχουν, τόσο καλύτερη, αποδοτικότερη, κλπ. είναι αυτή) δεν είναι αυτομάτως και τόσο "προφανή" στο ΓΑ, για τον απλούστατο λόγο ότι δεν διαθέτει αυτά τα "ανθρώπινα χαρακτηριστικά της σκέψης" με αποτέλεσμα να αντιλαμβάνεται διαφορετικά τα όσα προφανή συμβαίνουν στους εκάστοτε πληθυσμούς. Με άλλα λόγια, δεν "καταλαβαίνει" ούτε "παρατηρεί" τις υπάρχουσες ομοιότητες με άλλο τρόπο, πέρα από αυτόν που η ψηφιακή του "λογική" υπαγορεύει.

Μέχρι στιγμής, έχουμε συγκρίνει το ΓΑ με δεδομένες ανθρώπινες διαδικασίες αναζήτησης, κοινώς ονομαζόμενες ως καινοτόμες ή δημιουργικές. Επιπλέον, η προσομοίωση του αλγόριθμου με το χέρι, μας έχει δώσει κάποια σιγουριά ότι πράγματι κάτι ενδιαφέρον συμβαίνει εδώ. Κι ωστόσο κάτι λείπει. Τι επεξεργάζονται οι ΓΑ και πώς γνωρίζουμε κατά πόσο αυτή η επεξεργασία θα οδηγήσει στα βέλτιστα ή κοντά στα βέλτιστα αποτελέσματα σε ένα πρόβλημα; Καθαρά επιστημονικά έχουμε ανάγκη να κατανοήσουμε το *τι* και το *πώς* της απόδοσης των ΓΑ.

Για το λόγο αυτό εξετάζουμε τα ακατέργαστα δεδομένα που διατίθενται για κάθε διαδικασία αναζήτησης και ανακαλύπτουμε ότι μπορούμε να ψάξουμε πιο αποτελεσματικά εάν εκμεταλλευτούμε σημαντικές ομοιότητες στην κωδικοποίηση που χρησιμοποιούμε. Αυτή η διαπίστωση μας οδηγεί στην ανάπτυξη της σημαντικής έννοιας ενός *περιγράμματος ομοιότητας*, ή αλλιώς *πρότυπου σχήματος*. Αυτή με τη σειρά της, μας οδηγεί στο θεμέλιο λίθο της προσέγγισης των ΓΑ που είναι η *υπόθεση των δομικών τμημάτων* (building block hypothesis).

8.4.2 Εξελικτικές Στρατηγικές

Οι Εξελικτικές Στρατηγικές (ΕΣ) αρχικά αναπτύχθηκαν το 1964 στο Technical University of Berlin (TUB) από τους Rechenberg και Schwefel ως μια πειραματική τεχνική βελτιστοποίησης. Οι πρώτες εφαρμογές είχαν σχέση με προβλήματα βελτιστοποίησης παραμέτρων όπως προβλήματα υδροδυναμικής (σχεδίαση της καμπίνης εύκαμπτων σωλήνων οι οποίοι διαρρέονται από κάποιο αέριο, έτσι ώστε να είναι ελάχιστη η απώλεια ενέργειας). Αυτή η πρώτη έκδοση δουλεύει χρησιμοποιώντας μόνο δύο άτομα (*διμελής ΕΣ - two membered ES*), δηλαδή ένα γονέα και έναν απόγονο ανά γενιά. Ο απόγονος δημιουργείται εφαρμόζοντας διωνυμικές κατανομές (με αναμενόμενη τιμή μηδέν και διασπορά σ^2) στον γονέα και είτε ο απόγονος γίνεται ο γονέας της επόμενης γενιάς (εάν είναι καλύτερος του γονέα), είτε ο γονέας "επιβιώνει". Πιο συγκεκριμένα, οι ΕΣ δουλεύουν με πίνακες πραγματικών διανυσμάτων $x \in \mathbb{R}^n$. Στην περίπτωση των διμελών ΕΣ ένα άτομο δημιουργείται από ένα μόνο γονέα μέσω της πρόσθεσης κανονικά κατανεμημένων τυχαίων διανυσμάτων με αναμενόμενη τιμή μηδέν και τυπική απόκλιση σ (το ίδιο σ χρησιμοποιείται για όλα τα στοιχεία του διανύσματος. Το άτομο με την καλύτερη ποιότητα χρησιμοποιείται ως γονέας για την επόμενη γενιά. Αυτός ο αλγόριθμος ονομάζεται (1+1)-ES, δείχνοντας ότι επιλέγεται το καλύτερο άτομο προς επιβίωση, από ένα γονέα και ένα απόγονο. Η εξελικτική στρατηγική (1+1)-ES σύντομα χρησιμοποιήθηκε και για συνεχείς μεταβλητές (με κανονικές κατανομές), οι οποίες αποτελούν και το κυρίως μέρος των εφαρμογών σήμερα.

Για αυτό τον αλγόριθμο ο Rechenberg (1973) ανέπτυξε μία θεωρία ταχύτητας σύγκλισης για την (1+1)-ES και αποκόμισε ένα κανόνα αιτιοκρατικής προσαρμογής της τυπικής απόκλισης των μεταλλάξεων σύμφωνα με την μετρηθείσα συχνότητα επιτυχίας των μεταλλάξεων. Ο Rechenberg υπολόγισε τον ρυθμό σύγκλισης δύο συναρτήσεων ποιότητας διαφορετικών τοπολογιών, οδηγώντας σε ένα θεωρητικό κανόνα ελέγχου του μεγέθους του βήματος.

Οι δύο αυτές συναρτήσεις ήταν:

- η συνάρτηση γραμμικού διαδρόμου (linear corridor) πλάτους b

$$f_1(\bar{x}) = c_0 + c_1 x_i, \quad \text{όπου } \forall i \in \{2, \dots, n\} : -b/2 \leq x_i \leq b/2$$

- το μοντέλο σφαίρας (sphere model)

$$f_2(\bar{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

Και για τις δύο συναρτήσεις, απεκόμισε εκφράσεις του μέγιστου ρυθμού σύγκλισης ϕ_{\max} και την βέλτιστη τιμή τυπικής απόκλισης σ_{opt} της μορφής ρ/n όπου ρ είναι μία τοπολογική παράμετρος (διάδρομος πλάτους b για την πρώτη και η πραγματική απόσταση r για τη δεύτερη). Μέσα από αυτή την μελέτη κατέληξε στον παρακάτω κανόνα (*κανόνας επιτυχίας 1/5 - 1/5 success rule*) αλλαγής της τυπικής απόκλισης.

"Ο λόγος των επιτυχών μεταλλάξεων προς το συνολικό πλήθος των μεταλλάξεων πρέπει να είναι 1/5. Εάν είναι μεγαλύτερο πρέπει να αυξηθεί η τιμή της τυπικής απόκλισης, ενώ εάν είναι μικρότερο πρέπει να μειωθεί"

Ο Schwefel (1981) κάποιους λόγους για την χρήση των συντελεστών πολλαπλασιασμού 0.82 και 1/0.82 για την προσαρμογή της τυπικής απόκλισης σ , η οποία θα πρέπει να γίνεται κάθε n μεταλλάξεις. Η συχνότητα των επιτυχών μεταλλάξεων θα πρέπει να μετρείται σε διαστήματα 10η δοκιμών.

Ο αλγόριθμος επιτυγχάνει γραμμική σύγκλιση για το μοντέλο σφαίρας και ο κανόνας επιτυχίας 1/5 αυξάνει την αποτελεσματικότητα σε βάρος της ευρωστίας. Ο κανόνας μπορεί να οδηγήσει την (1+1)-ES σε πρόωρη σύγκλιση και τερματισμό ακόμη και στην περίπτωση των συναρτήσεων με ένα μόνο βέλτιστο (unimodal) οι οποίες έχουν πολύ απότομες κλίσεις (βαθύ απότομο αυλάκι στο χώρο αναζήτησης) ή ενεργούς περιορισμούς. Επιπλέον, χρησιμοποιείται μόνο μία τιμή τυπικής απόκλισης σ για όλες τις μεταβλητές, δηλαδή δεν είναι δυνατή κάποια ατομική προσαρμογή του σ / ή κάποια κλιμάκωση για τις μεταβλητές x_i .

Σύντομα η ΕΣ (1+1)-ES αντικαταστάθηκε, κυρίως σε υπολογιστικές εφαρμογές, από παραλλαγές με περισσότερους από έναν γονείς ($\mu > 1$) και περισσότερους από έναν απογόνους ($\lambda > 1$) ανά γενιά. Η πρώτη *πολυμελής ΕΣ* (multimembered ES) ($\mu+1$)-ES με $\mu > 1$, ήδη εισήγαγε την έννοια του ανασυνδυασμού για τον σχηματισμό ενός απογόνου από τη μείξη των χαρακτηριστικών των γονέων. Μετά τη μετάλλαξη και την αξιολόγηση της ποιότητας, ο απόγονος αντικαθιστά τον γονέα με την χειρότερη ποιότητα, με την προϋπόθεση ότι αυτός έχει καλύτερη ποιότητα. Ο Rechenberg (1973) έδωσε μόνο μια περιγραφή αυτής της στρατηγικής και δεν ξεκαθάρισε πως θα μπορούσε να

γίνει η μεταβολή της τιμής απόκλισης σ . Η αυτο-προσαρμογή δεν λειτουργεί σε αυτή την περίπτωση και επίσης δεν είναι φανερό πως μπορεί να εφαρμοστεί ο κανόνας επιτυχίας $1/5$, αφού η θεωρητική προέλευση του κανόνα ισχύει μόνο για την ΕΣ ενός γονέα. Παρόλα αυτά είναι χρήσιμο να περιγραφεί ο αλγόριθμος γιατί εισάγει ευθέως τον ανασυνδυασμό.

Ο τελεστής ανασυνδυασμού εφαρμόζεται πριν τον τελεστή μετάλλαξης για να δημιουργήσει έναν γονέα από τον συνολικό πληθυσμό. Το άτομο που προκύπτει από τον ανασυνδυασμό υφίσταται μετάλλαξη και ο απογόνος που προκύπτει αντικαθιστά το χειρότερο άτομο του πληθυσμού αν η ποιότητα του είναι τουλάχιστον τόσο καλή όσο του χειρότερου ατόμου του πληθυσμού (εξάλειψη του χειρότερου - *elimination of the worst*). Αυτό το είδος της μεθόδου επιλογής το οποίο αντικαθιστά (το πολύ) ένα άτομο για κάθε επανάληψη του εξελικτικού βρόχου (εξάλειψη του χειρότερου **αντί** της επιβίωσης του ισχυρότερου) ονομάζεται *επιλογή σταθερής κατάστασης* (*steady-state selection*) στον χώρο των ΓΑ.

Αν και η ΕΣ $(\mu+1)$ -ES δεν χρησιμοποιήθηκε ευρέως, περιείχε την ιδέα της μετάβασης στην πιο σύγχρονη και ευρέως χρησιμοποιούμενη μορφή των ΕΣ, την ονομαζόμενη (μ^*, λ) -ES.

Τα μειονεκτήματα του κανόνα επιτυχίας $1/5$ για τον έλεγχο του μεγέθους του βήματος σ της απλής ΕΣ προκάλεσε τον Schwefel (1977) να ψάξει για μία πιο εύρωστη και γενική μέθοδο προσαρμογής των παραμέτρων μετάλλαξης του αλγόριθμου. Και εδώ η λύση βρέθηκε μελετώντας το φυσικό μοντέλο εξέλιξης όπου ο ίδιος ο γονότυπος ενσωματώνει μηχανισμούς ελέγχου της μετάλλαξης του (μέσω τμημάτων του γονότυπου τα οποία κωδικοποιούν ένζυμα διόρθωσης). Μεταφέροντας την ιδέα αυτή στις ΕΣ σημαίνει ότι η τυπική απόκλιση της μετάλλαξης γίνεται μέρος του ατόμου και εξελίσσεται μέσω μετάλλαξης και ανασυνδυασμού όπως και οι άλλες μεταβλητές. Οι πολυμελείς παραλλαγές $(\mu+\lambda)$ -ES και (μ, λ) -ES ενσωματώνουν την ιδέα του πληθυσμού (επομένως και την ιδέα του ανασυνδυασμού) όπως επίσης και την ιδέα της *αυτο-προσαρμογής* (*self-adaptation*) των παραμέτρων της ΕΣ. Η σημειογραφία $(\mu+\lambda)$ -ES σημαίνει ότι μ γονείς οι οποίοι δημιουργούν $\lambda \geq 1$ απογόνους μέσω ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Τα μ καλύτερα άτομα από τον συνολικό πληθυσμό των μ γονέων και λ απογόνων επιλέγονται για να σχηματίσουν την επόμενη γενιά. Για την (μ, λ) -ES με $\lambda > \mu$, επιλέγονται για την επόμενη γενιά οι μ καλύτεροι απογόνους από το σύνολο των λ απογόνων.

Στην ΕΣ (μ, λ) -ES υπάρχει η πιθανότητα να χαθεί η μέχρι τώρα (την τρέχουσα γενιά) καλύτερη λύση. Αν και με την πρώτη ματιά αυτό φαίνεται ανόητο, αυτό

δίνει την δυνατότητα στην (μ, λ) -ES να διαφύγει από τοπικά ελάχιστα, να ακολουθήσει ένα μετακινούμενο βέλτιστο σημείο, να διαχειριστεί θορυβώδεις συναρτήσεις ποιότητας και να αυτο-προσαρμόσει επιτυχώς τις παραμέτρους της ΕΣ.

Όσον αφορά τον ρυθμό σύγκλισης, μελετήθηκε θεωρητικά χωρίς ανασυνδυασμό, (δηλαδή η $(1, \lambda)$ -ES) για τις συναρτήσεις διαδρόμου και σφαίρας και προτάθηκε ο βέλτιστος λόγος $\mu/\lambda \approx 1/5$ για την επιτυχία μέγιστου ρυθμού σύγκλισης (Schwefel 1981).

Ένα άτομο αναπαριστάται ως ένα διάνυσμα $a = (x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n) \in R^n$, το οποίο αποτελείται από n μεταβλητές και τις αντίστοιχες n τιμές απόκλισης για την μετάλλαξη, κάθε μίας μεταβλητής. Για την μετάλλαξη κάθε x_i μεταλλάσσεται με την πρόσθεση ενός τυχαίου αριθμού ο οποίος προκύπτει από μία κανονική κατανομή $(0, \sigma_i)$. Οι τιμές τυπικής απόκλισης σ_i υπόκεινται επίσης σε μετάλλαξη και ανασυνδυασμό και ένα πλήρες βήμα μετάλλαξης $m(x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n) = (x'_1, \dots, x'_n, \sigma'_1, \dots, \sigma'_n)$, τυποποιείται ως εξής:

$$s = \exp(N(0, \tau))$$

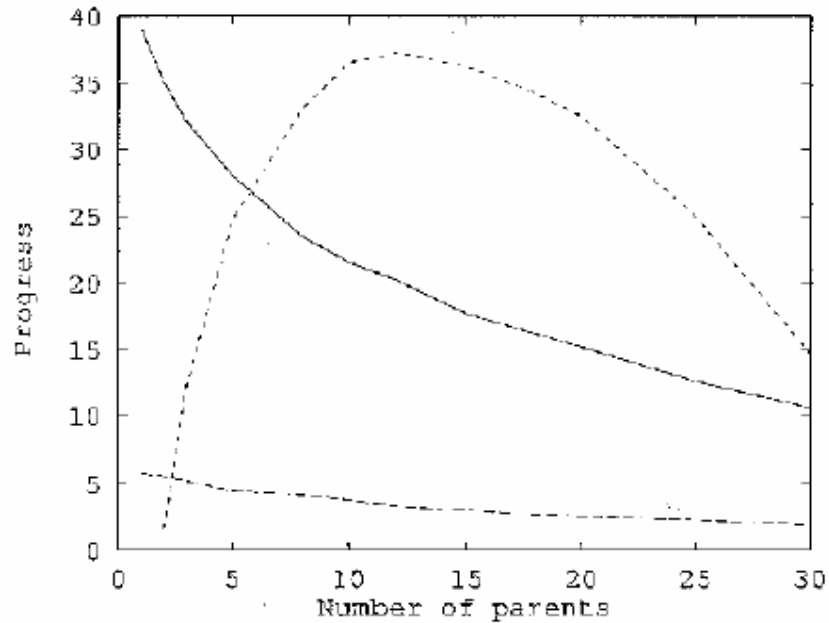
$$\sigma'_i = \sigma_i \exp(N_i(0, \tau')) s$$

$$x'_i = x_i + N_i(0, \sigma'_i) s$$

Η μετάλλαξη επιδρά στα σ , με τον πολλαπλασιασμό δύο κανονικά λογαριθμικά κανονικοποιημένων συντελεστών. Ο ένας συντελεστής προσαρμόζεται για κάθε σ_i

($\tau' = 1/\sqrt{2\sqrt{n}}$), ενώ ο άλλος είναι ένας κοινός παράγοντας s ($\tau = 1/\sqrt{2n}$) ο οποίος προσαρμόζεται μία φορά για κάθε άτομο. Με αυτό τον τρόπο, ο ίδιος ο αλγόριθμος μπορεί να μάθει την κλιμάκωση των μεταλλάξεων χωρίς εξωγενή έλεγχο των τιμών απόκλισης σ_i .

Παράδειγμα: Η συνάρτηση $f_3(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^2$ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο της αυτο-προσαρμογής των τιμών της τυπικής απόκλισης, αφού οι βέλτιστες τιμές τυπικής απόκλισης σ_i είναι όλες διαφορετικές και μπορούν να υπολογιστούν προκαταβολικά ($\sigma_i = c/\sqrt{i}$), επιτρέποντας τη σύγκριση της αυτο-προσαρμογής με προκαθορισμένες τιμές των σ_i . Ως μέτρο προόδου χρησιμοποιείται η έκφραση $\log \sqrt{f^t / f^0}$, όπου το f^t δηλώνει την καλύτερη τιμή ποιότητας κατά τη γενιά t . Για την ΕΣ $(\mu, 100)$ -ES το Σχήμα 8.6 δείχνει την πρόοδο που επιτυγχάνεται με διαφορετικές στρατηγικές, ανάλογα με την πίεση επιλογής, δηλ με την ρύθμιση του μ .



Σχήμα 8.6 Σύγκριση ρυθμών σύγκλισης (Αδαμίδης, 1999)

Η καμπύλη A δείχνει την συμπεριφορά μιας στρατηγικής χωρίς αυτο-προσαρμογή, δηλαδή με σταθερές τιμές απόκλισης σ_i , έτσι ώστε να χρειάζεται μόνο ένα κοινό βήμα μεταβολής. Σε αυτή την περίπτωση μία (1,100)-ES στρατηγική εκπληρώνει τον στόχο της βέλτιστης απόδοσης. Η καμπύλη B σε μη βέλτιστες τιμές σ_i , ή αλλιώς ολοίδιες συνθήκες. Η καμπύλη C, δείχνει τον ρυθμό σύγκλισης όταν επιτρέπεται η αυτο-προσαρμογή των σ_i και ο ανασυνδυασμός. Εδώ η πρόοδος μιας (15,100)-ES στρατηγικής είναι πολύ κοντά στην καλύτερη παραλλαγή της (1,100)-ES στρατηγικής A και είναι πολύ καλύτερη από μία (15,100)-ES στρατηγική με προκαθορισμένες σχέσεις σ_i . Αυτό είναι ένα κτυπητό παράδειγμα της *συνεργατικής επίδρασης* (*synergetic effect*), όπου 15 μη τέλεια άτομα αποδίδουν συλλογικά καλύτερα από τον ίδιο αριθμό ειδικευμένων κλώνων.

Στις ΕΣ με $\mu > 1$, ο ανασυνδυασμός γίνεται πάντα στον συνολικό πληθυσμό. Οι κοινώς αποδεκτοί μηχανισμοί ανασυνδυασμού είναι ο *διακριτός* (*discrete*) και ο *ενδιάμεσος* (*intermediate*) ανασυνδυασμός. Στον διακριτό ανασυνδυασμό, επιλέγονται τυχαία τμήματα δύο γονέων, είτε από τον ένα είτε από τον άλλο, για να σχηματίσουν ένα απόγονο, ενώ στον ενδιάμεσο ανασυνδυασμό τα τμήματα των απογόνων έχουν τιμές κάπου μεταξύ των αντίστοιχων τιμών των τμημάτων των δύο γονέων. Και οι δύο μορφές ανασυνδυασμού μπορούν να επεκταθούν στην καθολική (*global*) τους μορφή όπου γίνεται επιλογή ενός σταθερού γονέα ενώ για τον δεύτερο γονέα επιλέγεται άλλος για κάθε τμήμα του απογόνου που δημιουργείται. Τα πρώτα ερευνητικά αποτελέσματα έδωσαν

καλύτερη απόδοση στην χρήση διακριτού ανασυνδυασμού για τις μεταβλητές και ενδιάμεσου ανασυνδυασμού για τις παραμέτρους της ΕΣ.

8.4.3 Εξελικτικός Προγραμματισμός

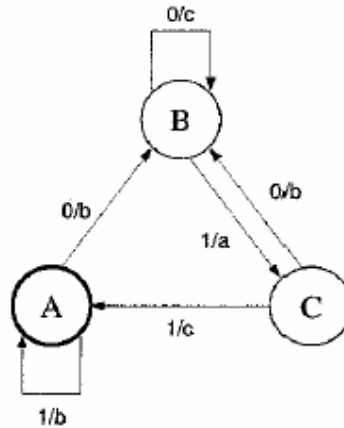
Οι ΓΑ και οι ΕΣ αποτελούν τις δύο πιο συχνά χρησιμοποιούμενες και καλύτερα κατανοημένες μεθοδολογίες. Ο Εξελικτικός Προγραμματισμός (ΕΠ) είναι η πιο σπάνια χρησιμοποιούμενη μεθοδολογία μεταξύ των τριών βασικών μεθοδολογιών Εξελικτικών Αλγόριθμων.

Ο ΕΠ αναπτύχθηκε από τους Fogel, Owens και Walsh (1966). Παραδοσιακά χρησιμοποιεί αναπαραστάσεις προσαρμοσμένες στο πρόβλημα. Για παράδειγμα, σε προβλήματα βελτιστοποίησης πραγματικών αριθμών, τα άτομα είναι διανύσματα πραγματικών αριθμών, ενώ για το πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή (travelling salesperson problem) χρησιμοποιούνται διατεταγμένες λίστες και για εφαρμογές μηχανών πεπερασμένων καταστάσεων χρησιμοποιούνται γράφοι.

Ο ΕΠ συχνά χρησιμοποιείται ως μέσο βελτιστοποίησης, αν και από την αρχική δημιουργία του δημιουργήθηκε με στόχο την επιτυχία ευφυούς συμπεριφοράς μέσω της προσομοίωσης της φυσικής εξέλιξης. Ο D. Fogel ορίζει την νοημοσύνη ως την *ικανότητα ενός συστήματος να προσαρμόσει την συμπεριφορά του για να πετύχει τους στόχους του σε διάφορα περιβάλλοντα*, διευκρινίζοντας πως μπορεί να επιτευχθεί αυτό χρησιμοποιώντας σαν βάση την προσομοίωση της φυσικής εξέλιξης. Ενώ η αρχική μορφή του ΕΠ προτάθηκε για να λειτουργεί σε μηχανές πεπερασμένων καταστάσεων και τις αντίστοιχες διακριτές αναπαραστάσεις, οι περισσότερες εφαρμογές του ΕΠ αναφέρονται σε προβλήματα βελτιστοποίησης συνεχών μεταβλητών.

Στο Σχήμα 8.5 παριστάνεται ένα απλό παράδειγμα μιας μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων με τρεις διαφορετικές καταστάσεις $S = \{A, B, C\}$, αλφάβητο εισόδου $I = \{0, 1\}$ και αλφάβητο εξόδου $O = \{a, b, c\}$. Ένα βέλος μεταξύ δύο καταστάσεων δηλώνει την μετάβαση από μία κατάσταση σε άλλη. Η συνάρτηση μετάβασης $\delta : S \times I \rightarrow S \times O$ καθορίζεται από τις επιγραφές των βελών της μορφής i/o μεταξύ των καταστάσεων s_i, s_j , οι οποίες σημαίνουν ότι εάν η μηχανή είναι στην κατάσταση s_i και δεχθεί είσοδο $i \in I$, η μηχανή φτάνει στην κατάσταση s_j και παράγει μία έξοδο $o \in O$. Αρχικά η μηχανή βρίσκεται σε μία συγκεκριμένη κατάσταση $s_0 \in S$, ($s_0 = A$ στο παράδειγμα του Σχήματος 8.7). Με αυτό τον μηχανισμό, η μηχανή πεπερασμένων καταστάσεων μετασχηματίζει μία ροή συμβόλων εισόδου (τα οποία ερμηνεύονται ως το περιβάλλον της μηχανής) σε μία ροή συμβόλων εξόδου. Έτσι, η απόδοση μιας μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων σε σχέση με το περιβάλλον της, μπορεί να μετρηθεί με βάση την

ικανότητα πρόβλεψης της μηχανής, δηλ. με την σύγκριση κάθε συμβόλου της εξόδου με το επόμενο σύμβολο εισόδου και την αξιολόγηση της πρόβλεψης σύμφωνα με κάποια συνάρτηση απόδοσης.



Σχήμα 8.7 Παράδειγμα μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων με τρεις καταστάσεις (Αδαμίδης, 1999)

Το μοντέλο ΕΠ, όπως υλοποιήθηκε από τον Fogel, δούλεψε με πληθυσμό $\mu > 1$ ατόμων τα οποία δημιουργούν μ απογόνους μέσω μετάλλαξης του κάθε γονέα. Η μετάλλαξη υλοποιείται ως μία τυχαία αλλαγή της περιγραφής της μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων σύμφωνα με πέντε διαφορετικές τροποποιήσεις: Αλλαγή ενός συμβόλου εξόδου, αλλαγή μιας κατάστασης μετάβασης, πρόσθεση μιας κατάστασης, διαγραφή μιας κατάστασης, ή αλλαγή της αρχικής κατάστασης. Τυπικά οι μεταλλάξεις γίνονται με ομοιόμορφη κατανομή και ο αριθμός των μεταλλάξεων για ένα απόγονο είτε είναι σταθερός είτε επιλέγεται σύμφωνα με κάποια κατανομή πιθανότητας. Μετά την αξιολόγηση των απογόνων, επιλέγονται τα μ καλύτερα άτομα από το σύνολο των γονέων και των απογόνων.

Οι γενική αρχή ενός αλγόριθμου μετάλλαξης-επιλογής, όπως ο ΕΠ, ο οποίος δεν χρησιμοποιεί ανασυνδυασμό, δέχτηκε ισχυρή κριτική από ερευνητές οι οποίοι δουλεύουν στον χώρο των ΓΑ, (Goldberg, 1989) οι οποίοι καταλήγουν ότι δεν είναι μία αρκετά ισχυρή μέθοδος. Όμως είναι καθαρό, από διάφορα εμπειρικά και θεωρητικά αποτελέσματα ότι ο ρόλος της μετάλλαξης έχει υποτιμηθεί στο χώρο των ΓΑ για περισσότερο από 30 χρόνια, ενώ έχει υπερτιμηθεί ο ρόλος του ανασυνδυασμού.

Οι σύγχρονες υλοποιήσεις του ΕΠ για βελτιστοποίηση προβλημάτων με συνεχείς παραμέτρους έχουν πολλά κοινά σημεία με τις ΕΣ, ειδικά όσον αφορά την αναπαράσταση των ατόμων, τον τελεστή μετάλλαξης, και την αυτο-προσαρμογή των παραμέτρων.

8.5 Θέματα κωδικοποίησης και εφαρμογής τελεστών

Οι Ε.Α διαφέρουν, όπως διαπιστώσαμε μέχρι τώρα, από τις συνηθισμένες διαδικασίες βελτιστοποίησης και αναζήτησης, κυρίως στα παρακάτω τέσσερα σημεία:

- Οι ΕΑ δουλεύουν με κάποια κωδικοποίηση των παραμέτρων, όχι τις παραμέτρους καθαυτές.
- Οι ΕΑ ψάχνουν έναν πληθυσμό σημείων και όχι ένα μοναδικό σημείο.
- Οι ΕΑ χρησιμοποιούν την συνάρτηση ποιότητας, όχι παράγωγους ή άλλη βοηθητική γνώση.
- Οι ΕΑ χρησιμοποιούν πιθανολογικούς μεταβατικούς κανόνες, όχι προσδιοριστικούς.

Ας δούμε τα σημεία αυτά, ένα προς ένα. Καταρχήν, οι Ε.Α απαιτούν την κωδικοποίηση του συνόλου των παραμέτρων του προβλήματος βελτιστοποίησης σύμφωνα με κάποια μέθοδο κωδικοποίησης. Ως παράδειγμα, ας σκεφθούμε το πρόβλημα βελτιστοποίησης στο οποίο επιθυμούμε να μεγιστοποιήσουμε τη συνάρτηση $f(x) = x^2$ στο ακέραιο διάστημα $[0, 31]$. Με πιο παραδοσιακές μεθόδους θα μπαίναμε στον πειρασμό να "παίξουμε" με την παράμετρο x , πειραματιζόμενοι μαζί της μέχρι να φθάσουμε στην υψηλότερη τιμή της συνάρτησης ποιότητας (ή αντικειμενικής συνάρτησης). Χρησιμοποιώντας τους Ε.Α, το πρώτο βήμα που κάνουμε στη διαδικασία βελτιστοποίησης είναι να κωδικοποιήσουμε την παράμετρο x . Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε τα θέματα τα οποία επηρεάζουν την εφαρμογή ενός ΕΑ σε κάποιο πρόβλημα.

8.5.1 Επιλογή και Ποιότητα

Κεντρική σε κάθε Ε.Α είναι η έννοια της *αξιολόγησης* (*evaluation*) του πληθυσμού και η απόδοση κάποιας τιμής *ποιότητας* (*fitness*) σε κάθε άτομο. Εάν υποθέσουμε, χωρίς να χάνουμε σε γενικότητα, ότι θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε την ποιότητα, τότε θέλουμε να περιορίσουμε την αναζήτηση σε περιοχές οι οποίες έχουν υψηλότερη ποιότητα (*higher fitness*). Αυτή η επικέντρωση της προσπάθειας, η οποία συχνά αναφέρεται με τον όρο *αξιοποίηση* (*exploitation*), είναι δουλειά της επιλογής. Κάθε Ε.Α αντιμετωπίζει αυτό το θέμα με διαφορετικό τρόπο.

Πριν εξετάσουμε περισσότερο τους μηχανισμούς επιλογής είναι επίσης σημαντικό να αναφέρουμε το θέμα της *κλιμάκωσης της ποιότητας* (*fitness scaling*). Υποθέστε ότι έχουμε δύο χώρους αναζήτησης. Ο πρώτος περιγράφεται από μία συνάρτηση ποιότητας πραγματικών τιμών F . Ο δεύτερος χώρος

αναζήτησης περιγράφεται από μία συνάρτηση ποιότητας G η οποία είναι ισοδύναμη με την F^p , όπου p είναι μία σταθερά. Υπάρχει μια πλήρης αντιστοιχία στις θέσεις των κορυφών (peaks) και των κοιλάδων (valleys) στους δύο χώρους αναζήτησης. Υπάρχουν μόνο υψομετρικές διαφορές. Θα έπρεπε ο Ε.Α να ψάξει τους δύο χώρους με τον ίδιο τρόπο;

Δεν υπάρχει σωστή ή λάθος απάντηση στην παραπάνω ερώτηση, αφού πραγματικά εξαρτάται από τους στόχους μας και το προς επίλυση πρόβλημα. Εάν πιστεύουμε ότι ο ΕΑ πρέπει να διερευνήσει τους δύο χώρους με τον ίδιο τρόπο, τότε η επιλογή πρέπει να βασιστεί στην σχετική κατάταξη των τιμών ποιότητας. Οι ΕΣ για παράδειγμα χρησιμοποιούν αυτή την μέθοδο. Η επιλογή των γονέων γίνεται ομοιόμορφα τυχαία χωρίς να πάρουμε υπόψη μας τις τιμές ποιότητας. Απλά κατά την επιβίωση επιλέγονται τα N καλύτερα άτομα βασιζόμενοι στην σχετική κατάταξη των τιμών ποιότητας. Αυτή η μορφή επιλογής συχνά αναφέρεται ως *επιλογή κατάταξης* (ranking selection), αφού παίρνουμε υπόψη μας μόνο την σχετική κατάταξη των τιμών ποιότητας των ατόμων. Η επιλογή του ΕΠ είναι παρόμοια με τις ΕΣ. Όλα τα άτομα επιλέγονται ως γονείς. Κάθε γονέας μεταλλάσσεται μία φορά δημιουργώντας N παιδιά. Ένας μηχανισμός κατάταξης (πιθανοτικός) επιλέγει τα N καλύτερα άτομα από το σύνολο των γονέων και των παιδιών. Και αυτός ο μηχανισμός επιλογής βασίζεται στην κατάταξη.

Στους ΓΑ χρησιμοποιείται η επιλογή κατάταξης σε κάποιες περιπτώσεις, αλλά οι περισσότεροι ερευνητές πιστεύουν ότι οι δύο χώροι F και G πρέπει να διερευνηθούν με διαφορετικό τρόπο. Οι παραδοσιακοί ΓΑ χρησιμοποιούν επιλογή η οποία βασίζεται στις τιμές ποιότητας και είναι ανάλογη με αυτές. Η επιλογή ενός γονέα βασίζεται στο πόσο καλή ποιότητα έχει σε σύγκριση με το μέσο όρο των τιμών ποιότητας. Για παράδειγμα, ένα άτομο με ποιότητα διπλάσια του μέσου όρου του πληθυσμού θα τείνει να δώσει διπλάσιο αριθμό παιδιών από το μέσο όρο των ατόμων του πληθυσμού. Η επιβίωση δεν βασίζεται στην ποιότητα, αφού οι γονείς αντικαθίστανται αυτόματα από τα παιδιά. Το πρόβλημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι καθώς συνεχίζεται η αναζήτηση, όλο και περισσότερα άτομα αποκτούν ποιότητα με πολύ μικρές διαφορές. Αυτό ελαττώνει την δύναμη επιλογής και επιβραδύνει την πρόοδο της αναζήτησης. Αυτό το αποτέλεσμα μπορεί να αντισταθμιστεί σε κάποιο βαθμό με την χρήση μηχανισμών κλιμάκωσης της ποιότητας, οι οποίοι επιχειρούν να μεγεθύνουν τις σχετικές διαφορές των ποιοτήτων των ατόμων.

8.5.2 Μετάλλαξη και Προσαρμογή

Όπως αναφέρθηκε η επιλογή χρησιμοποιείται για να επικεντρώσει την

αναζήτηση σε περιοχές υψηλής ποιότητας. Φυσικά αν η επιλογή ήταν ο μοναδικός τελεστής τότε ο πληθυσμός θα παρέμενε ο ίδιος. Άλλοι γενετικοί τελεστές διαταράσσουν/μεταβάλλουν (perturb) τα άτομα του πληθυσμού παρέχοντας δυνατότητες διερεύνησης γειτονικών περιοχών. Αν και είναι δυνατή η χρήση ενός πλήθους τελεστών οι δύο βασικοί τελεστές είναι η μετάλλαξη και ο ανασυνδυασμός.

Η σπουδαιότητα της μετάλλαξης ποικίλει κατά πολύ στις διάφορες μεθοδολογίες των ΕΑ. Κάποιες δεν χρησιμοποιούν καθόλου μετάλλαξη (Koza, 1991). Οι ΓΑ τυπικά χρησιμοποιούν μετάλλαξη ως δευτερεύοντα γενετικό τελεστή για να διασφαλίσουν ότι κάποια συγκεκριμένη δυαδική τιμή δεν έχει χαθεί για πάντα. Χρησιμοποιώντας το απλό παράδειγμα του τρίτου κεφαλαίου, υποθέστε ότι όλα τα άτομα του πληθυσμού έχουν 4 κυλίνδρους. Τσε αυτή την περίπτωση η μετάλλαξη μπορεί να εισάγει την ύπαρξη μηχανών με 6 ή 8 κυλίνδρους. Τυπικά, αφού οι ΓΑ λειτουργούν με συμβολοσειρές δυαδικών ψηφίων, η μετάλλαξη αλλάζει ένα άσσο σε μηδέν ή αντίστροφα με πολύ μικρή πιθανότητα (π.χ. 1 δυαδικό ψηφίο κάθε 1000).

Η μετάλλαξη είναι πολύ πιο σημαντική στις ΕΣ και τον ΕΠ. Αντί για ένα συνολικό ποσοστό μετάλλαξης, μπορούν να διατηρηθούν πιθανότητες μετάλλαξης για κάθε μεταβλητή κάθε ατόμου. Έτσι κάθε μεταβλητή μπορεί να έχει διαφορετική πιθανότητα μετάλλαξης. Αυτή η πιθανότητα μετάλλαξης μπορεί να κωδικοποιηθεί σε κάθε άτομο σαν επιπλέον πληροφορία και να εξελιχθεί μαζί με το άτομο. Έτσι επιτυγχάνεται η αυτο-προσαρμογή των παραμέτρων μετάλλαξης, ταυτόχρονα με την διερεύνηση του χώρου.

8.5.3 Ανασυνδυασμός και Προσαρμογή

Ο ανασυνδυασμός είναι ο άλλος επικρατών γενετικός τελεστής. Ο ανασυνδυασμός συγχωνεύει μεταβλητές από δύο γονείς για να δημιουργήσει ένα απόγονο. Υπάρχει ένα πλήθος μεθόδων ανασυνδυασμού για ΕΣ οι οποίοι χρησιμοποιούν πραγματικές μεταβλητές. Είτε ανταλλάσσονται οι τιμές (όπως στο παράδειγμα της μηχανής) είτε παίρνεται ο μέσος όρος τους. Για παράδειγμα ένας γονέας με 4 κυλίνδρους μπορεί να ανασυνδυαστεί με ένα γονέα με 8 κυλίνδρους και να δημιουργήσουν ένα παιδί με 6 κυλίνδρους. Στην μεθοδολογία των ΕΣ υπάρχουν *επίσης πολυγονικές (multi-parent)* εκδόσεις αυτών των τελεστών, όπου ένα παιδί δημιουργείται με ανασυνδυασμό πολλών γονέων. Αν και στις ΕΣ δίνεται περισσότερη έμφαση στην μετάλλαξη και δεν χρησιμοποιείται προσαρμογή του τελεστή ανασυνδυασμού, θεωρείται ότι ο ανασυνδυασμός είναι βασικός για την κατάλληλη προσαρμογή των παραμέτρων της μετάλλαξης.

Η κοινότητα των ΓΑ θεωρεί τον ανασυνδυασμό ως το βασικό γενετικό τελεστή και ένα πλήθος τελεστών ανασυνδυασμού χρησιμοποιείται ευρέως. Για λόγους συντομίας θα συζητήσουμε τους πιο δημοφιλείς δηλαδή τον ανασυνδυασμό *ενός σημείου* (*one-point*), τον ανασυνδυασμό *πολλών σημείων* (*multi-point*) και τον *ομοιόμορφο* (*uniform*) ανασυνδυασμό.



Σχήμα 8.8 Μορφές ανασυνδυασμού (α) ενός σημείου, (β) πολλών σημείων (γ) ομοιόμορφος (Αδαμίδης, 1999)

Στον ανασυνδυασμό ενός σημείου τίθεται ένα *σημείο κοπής* (*cutting point*) στους δύο γονείς. Έπειτα ανταλλάσσεται η πληροφορία πριν το σημείο κοπής μεταξύ των δύο γονέων. Ο ανασυνδυασμός πολλών σημείων είναι μία γενίκευση αυτής της ιδέας εισάγοντας περισσότερα σημεία κοπής. Κατόπιν ανταλλάσσεται η πληροφορία μεταξύ ζευγών των σημείων κοπής. Ο ομοιόμορφος ανασυνδυασμός δεν χρησιμοποιεί σημεία κοπής αλλά μία συνολική μεταβλητή η οποία δίνει την πιθανότητα ανταλλαγής κάθε μεταβλητής μεταξύ των γονέων.

Παρά την έμφαση που δίνεται στον ανασυνδυασμό έχει αυξηθεί το ενδιαφέρον της κοινότητας των ΓΑ για την μετάλλαξη, μερικώς λόγω της επίδρασης των ΕΣ και του ΕΠ. Είναι σημαντικό να κατανοήσουμε ότι ο ανασυνδυασμός και η μετάλλαξη παρέχουν διαφορετικούς τρόπους διερεύνησης οι οποίες είναι κατάλληλες για διαφορετικά προβλήματα και κατ' επέκταση για διαφορετικούς χώρους αναζήτησης. Επειδή εκ των προτέρων είναι πάρα πολύ δύσκολο ή αδύνατο να αποφασισθεί ποιος είναι ο κατάλληλος τελεστής, το κλειδί για την δημιουργία εύρωστων ΕΑ είναι η χρήση προσαρμογής των γενετικών τελεστών.

8.5.4 Αναπαράσταση

Κάθε γενετικός τελεστής ορίζεται έχοντας στο νου μία συγκεκριμένη *αναπαράσταση* (*representation*). Οι μέθοδοι αναπαράστασης ποικίλουν μεταξύ των μεθοδολογιών των ΕΑ. Τυπικά οι ΓΑ χρησιμοποιούν δυαδικές συμβολοσειρές (*bit strings*). Αυτή η αναπαράσταση κάνει τους ΓΑ πιο ανεξάρτητους από το πρόβλημα, αφού μετά τον ορισμό της κατάλληλης κωδικοποίησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι κλασσικές μορφές των τελεστών ανασυνδυασμού και μετάλλαξης σε επίπεδο δυαδικής συμβολοσειράς. Αυτή η μορφή κωδικοποίησης μπορεί να ειπωθεί ως πιο κοντά στο επίπεδο του γονότυπου. Πρόσφατα έχουν χρησιμοποιηθεί διερευνηθεί και

αναπαραστάσεις στο επίπεδο του φαινοτύπου, συμπεριλαμβάνοντας διανύσματα πραγματικών αριθμών, διατεταγμένες λίστες, νευρωνικά δίκτυα, και εκφράσεις Lisp. Για κάθε μία από αυτές τις αναπαραστάσεις έχουν δημιουργηθεί ειδικοί τελεστές ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Οι κοινότητες των ΕΣ και του ΕΠ εστιάζουν σε αναπαραστάσεις διανυσμάτων πραγματικών αριθμών, αν και ο ΕΠ χρησιμοποιεί επίσης και αναπαράσταση διατεταγμένων λιστών και μηχανών πεπερασμένων καταστάσεων ανάλογα με το είδος του προβλήματος.

Αν και πειραματικά έχει γίνει αρκετή έρευνα, θεωρητικά έχει γίνει πολύ λίγη δουλειά η οποία να βοηθά στην επιλογή της κατάλληλης αναπαράστασης. Επίσης πολύ λίγη έρευνα έχει γίνει στην κατεύθυνση της προσαρμογής της αναπαράστασης.

8.6 Μερικά Θεωρητικά Θέματα

Ένα από τα πιο σημαντικά θέματα στους ΕΑ είναι: *Γιατί ένας ΕΑ "δουλεύει" ή "δεν δουλεύει"*; Έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες να απαντηθεί αυτό το ερώτημα. Ένα τυπικό παράδειγμα αποτελεί το *θεώρημα των σχημάτων* (*schema theorem*) του Holland (Holland, 1975). Αργότερα η δυσκολία των ΕΑ αντιμετωπίστηκε από αρκετούς ερευνητές μέσω των *παρπλανητικών προβλημάτων* (*deceptive problems*) (Goldberg, 1989). Πρόσφατα, την προσοχή των ερευνητών έχει τραβήξει η ανάλυση των δομών γειτονιάς και των χώρων λύσεων, καθώς επίσης και η χρήση της θεωρίας Markov (Markov chains).

8.6.1 Το Θεώρημα Προτύπων Σχημάτων

Κατά κάποια έννοια δεν ενδιαφερόμαστε πλέον για τις συμβολοσειρές, ως απλές σειρές και μόνο. Από τη στιγμή που κάποιες σημαντικές ομοιότητες μεταξύ συμβολοσειρών/ατόμων υψηλής ποιότητας μπορούν να βοηθήσουν στην καθοδήγηση της αναζήτησης, διερωτόμαστε για το πώς μια σειρά μπορεί να είναι όμοια με τις γειτονικές της. Ειδικότερα, ρωτάμε κατά ποιους τρόπους είναι μία σειρά αντιπρόσωπος για κάποιες κατηγορίες σειρών με ομοιότητες σε συγκεκριμένες θέσεις. Η δομή των προτύπων σχημάτων είναι το εργαλείο για να απαντήσουμε σε αυτά τα ερωτήματα.

Το *θεώρημα των προτύπων σχημάτων* (*schema theorem*) προτάθηκε αρχικά από τον Holland για να εξηγήσει πώς λειτουργούν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) μέσω της διάδοσης σε ολόκληρο τον πληθυσμό όμοιων τμημάτων γενετικού κώδικα. Ένα *πρότυπο σχήμα* (*scheme*) είναι ένα τμήμα γενετικού κώδικα ιδιαίτερης ομοιότητας το οποίο περιγράφει ένα υποσύνολο των συμβολοσειρών με ομοιότητες σε συγκεκριμένες θέσεις. Χωρίς να περιορίζουμε την γενίκευση,

μπορούμε να υποθέσουμε ότι χρησιμοποιούμε αναπαράσταση με δυαδικές συμβολοσειρές δηλ. με την χρήση του αλφάβητου $\{0, 1\}$. Για την δημιουργία σχημάτων εισάγεται στο αλφάβητο και το *αδιάφορο* (*don't care*) σύμβολο $"*"$. Έτσι έχουμε το αλφάβητο $\{0, 1, *\}$. Οποιαδήποτε συμβολοσειρά χρησιμοποιείται με την χρήση αυτού του αλφάβητου αποτελεί ένα πρότυπο σχήμα. Ένα πρότυπο σχήμα ταιριάζει σε κάποια συμβολοσειρά εάν κάθε 1 αντιστοιχεί σε 1, κάθε 0 αντιστοιχεί σε 0 και κάθε * αντιστοιχεί σε είτε σε 1, είτε σε 0 σε όλες τις αντίστοιχες θέσεις. Τα πρότυπα σχήματα μάς επιτρέπουν να περιγράψουμε με μεγαλύτερη ακρίβεια τις ομοιότητες μεταξύ διαφορετικών συμβολοσειρών.

Σαν παράδειγμα ας σκεφθούμε τα σχήματα και τις σειρές μήκους 5. Το σχήμα $*0000$ ταιριάζει σε δύο σειρές, στις $\{10000, 00000\}$. Ένα άλλο παράδειγμα είναι το σχήμα $*111*$ που περιγράφει το τετραμελές υποσύνολο $\{01110, 01111, 11110, 11111\}$. Τελευταίο και πιο περιεκτικό παράδειγμα, το σχήμα $0*1**$ που ταιριάζει σε οποιαδήποτε από τις οκτώ σειρές μήκους 5, οι οποίες ξεκινάνε με ένα 0 και έχουν έναν 1 στην τρίτη θέση. Όπως αρχίζετε να συνειδητοποιείτε, η ιδέα ενός σχήματος μάς δίνει ένα ισχυρό και στέρεο τρόπο για να μιλάμε για τις ομοιότητες ανάμεσα σε σειρές πεπερασμένου μήκους, με βάση ένα αλφάβητο. Θα έπρεπε να δώσουμε έμφαση στο ότι το * είναι μόνο ένα μετασύμβολο. Ο ΓΑ δεν το επεξεργάζεται ρητά. Απλώς, παίζει το ρόλο ενός σημειογραφικού μηχανισμού που επιτρέπει την περιγραφή όλων των πιθανών ομοιοτήτων μεταξύ σειρών ενός συγκεκριμένου μήκους και αλφαβήτου.

Το μέτρημα του συνολικού αριθμού των πιθανών σχημάτων, είναι μία διαφωτιστική άσκηση. Στο προηγούμενο παράδειγμα, για $l = 5$, σημειώνουμε ότι υπάρχουν $3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3 = 3^5 = 243$ διαφορετικά περιγράμματα ομοιομορφίας, επειδή κάθε μία από τις 5 θέσεις μπορεί να είναι 0, 1 ή *. Γενικά, για αλφάβητα βαθμού k (ο αριθμός των χαρακτήρων του αλφαβήτου), υπάρχουν $(k + 1)^l$ σχήματα. Εκ πρώτης όψεως, φαίνεται ότι τα σχήματα κάνουν την αναζήτηση πιο δύσκολη. Για ένα αλφάβητο με k στοιχεία υπάρχουν μόνο(!) k^l διαφορετικές σειρές μήκους l . Γιατί να ασχοληθούμε με τα $(k + 1)^l$ σχήματα και να διευρύνουμε το χώρο ενδιαφέροντος; Θέτοντας το θέμα διαφορετικά, το παράδειγμα μήκους 5 έχει τώρα μόνο $2^5 = 32$ διαφορετικές εναλλακτικές σειρές. Γιατί να κάνουμε τα πράγματα πιο δύσκολα λαμβάνοντας υπόψη $3^5 = 243$ σχήματα; Στην πραγματικότητα, η επιχειρηματολογία που συζητήθηκε στην προηγούμενη ενότητα κάνει πιο εύκολα τα πράγματα. Θυμάστε που ψάχναμε πάνω και κάτω στη λίστα των τεσσάρων σειρών και των τιμών ποιότητας, προσπαθώντας να σκεφθούμε τι θα κάνουμε μετά; Αναγνωρίσαμε ότι εάν μελετούσαμε τις σειρές ξεχωριστά, τότε θα είχαμε μόνο τέσσερις ανεξάρτητες πηγές πληροφορίας. Όμως όταν λάβαμε υπόψη τις σειρές, τις τιμές ποιότητας τους, και τις

ομοιότητες μεταξύ των σειρών μέσα στον πληθυσμό, αναγνωρίσαμε έναν πλούτο νέων πληροφοριών που βοηθούν στην κατεύθυνση της αναζήτησης μας. Πόσες πληροφορίες αποκτούμε μελετώντας τις ομοιότητες; Η απάντηση στο ερώτημα αυτό σχετίζεται με τον αριθμό των μοναδικών σχημάτων που περιλαμβάνονται στον πληθυσμό. Για να μετρηθεί αυτή η ποσότητα με ακρίβεια, απαιτούνται γνώσεις των σειρών μέσα σε κάποιο πληθυσμό. Μπορούμε να θέσουμε ένα όριο στον αριθμό των σχημάτων μέσα σε ένα συγκεκριμένο πληθυσμό, μετρώντας πρώτα τον αριθμό των σχημάτων που περιέχονται σε μία μοναδική σειρά, και μετά υπολογίζοντας ένα άνω όριο πάνω στο συνολικό αριθμό των σχημάτων μέσα στον πληθυσμό.

Για να γίνει αυτό πρακτικά αντιληπτό, ας εξετάσουμε, για παράδειγμα, τη σειρά 11111, η οποία είναι μέλος 2^5 σχημάτων μιας και κάθε θέση μπορεί να πάρει την πραγματική της τιμή, ή ένα αδιάφορο σύμβολο. Γενικότερα, κάθε σειρά περιέχει 2^l σχήματα. Αποτέλεσμα αυτού είναι ένας πληθυσμός μεγέθους n να περιλαμβάνει μεταξύ 2^l και $n2^l$ σχήματα, ανάλογα με την ποικιλία του. Αυτό το γεγονός πιστοποιεί την προηγούμενη διαίσθηση μας. Το αρχικό κίνητρο για να μελετήσουμε τις σημαντικές ομοιομορφίες, ήταν η λήψη περισσότερων πληροφοριών που θα μας βοηθούσαν να καθοδηγήσουμε την αναζήτηση μας. Το επίμαχο θέμα της απαρίθμησης αποδεικνύει ότι, ακόμα και σε μέτριου μεγέθους πληθυσμούς, περιέχεται ένας πλούτος πληροφοριών σχετικά με σημαντικές ομοιότητες. Θα εξετάσουμε τον τρόπο με τον οποίο οι ΓΑ εκμεταλλεύονται αποδοτικά αυτές τις πληροφορίες. Σε αυτό το κρίσιμο σημείο, φαίνεται να είναι αναγκαία κάποια παράλληλη επεξεργασία, αν πρόκειται να κάνουμε χρήση όλων αυτών των πληροφοριών με μία χρονική μέθοδο.

Από τα 2^l έως $n2^l$ σχήματα, πόσα είναι πραγματικά επεξεργάσιμα από το ΓΑ, κατά ένα χρήσιμο τρόπο; Το ερώτημα απαντάται αν εξετάσουμε το αποτέλεσμα της αναπαραγωγής, της διασταύρωσης και της μεταλλαγής στην ανάπτυξη ή στην παρακμή σημαντικών σχημάτων από γενεά σε γενεά. Το αποτέλεσμα της αναπαραγωγής σε κάποιο σχήμα είναι εύκολο να προσδιοριστεί. Εφόσον οι καλύτερα προσαρμοσμένες σειρές έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες επιλογής, έχουμε έναν κατά μέσο όρο αυξημένο αριθμό δειγμάτων στα παρατηρημένα υποδείγματα της καλύτερης ομοιομορφίας. Πάντως, η αναπαραγωγή από μόνη της δεν είναι αρκετή για τη διερεύνηση νέων στοιχείων στο χώρο αναζήτησης. Τότε τι συμβαίνει σε κάποιο σχήμα όταν εισάγεται η έννοια της διασταύρωσης; Όταν η διασταύρωση δεν τέμνει ένα σχήμα, τότε δεν επιφέρει καμία αλλαγή. Αν όμως η τομή γίνει μέσα στο σχήμα τότε μπορεί να το αποδιοργανώσει. Σκεφθείτε για παράδειγμα, τα δύο σχήματα $1***0$ και $**11*$. Το πρώτο είναι πιθανό να αποδιοργανωθεί από τη διασταύρωση, ενώ το δεύτερο είναι σχετικά

απίθανο να καταστραφεί. Αποτέλεσμα αυτού είναι, τα σχήματα μικρού μήκους να μένουν ως έχουν μετά τη διασταύρωση, και να αναπαράγονται σε ένα καλό ρυθμό δειγμάτων από τον τελεστή της αναπαραγωγής. Η μεταλλαγή σε φυσιολογικούς, χαμηλούς ρυθμούς, δε διασπά ένα συγκεκριμένο σχήμα πολύ συχνά και εμείς μένουμε σε ένα εντυπωσιακό συμπέρασμα. Τα σχήματα υψηλής ποιότητας και μικρού μήκους (τα οποία ονομάζουμε *δομικά σύνολα* - building blocks) είναι πολλαπλασιασμένα γενεά προς γενεά δίνοντας εκθετικά αυξανόμενα δείγματα στα παρατηρημένα βέλτιστα. Όλο αυτό συμβαίνει παράλληλα, χωρίς κάποια ιδιαίτερη τήρηση βιβλίων ή κάποια ιδιαίτερη μνήμη ξέχωρα από εκείνη του πληθυσμού μας.

Για να εξετάσουμε τον τρόπο διάδοσης των προτύπων σχημάτων από γενιά σε γενιά, πρέπει να εισάγουμε δύο ακόμη έννοιες. Η *τάξη* (*order*) ενός πρότυπου σχήματος H , συμβολιζόμενη ως $o(H)$, είναι ο αριθμός των σταθερών θέσεων στο πρότυπο σχήμα, δηλ. ο αριθμός των συμβόλων 1 και 0, ή αλλιώς ο συνολικός αριθμός των συμβόλων μετά την αφαίρεση του αριθμού των αστερίσκων (*). Το *μήκος ορισμού* (*defining length*) ενός πρότυπου σχήματος H , συμβολιζόμενο ως $\delta(H)$, είναι η απόσταση μεταξύ της πρώτης και της τελευταίας σταθερής θέσης στο πρότυπο σχήμα. Η ανάλυση του θέματος διευκολύνεται εάν θεωρήσουμε ότι μία γενιά ενός ΓΑ αποτελείται από δύο βήματα: το πρώτο είναι η επιλογή και το δεύτερο η *διασταύρωση* (*crossover*), η οποία είναι ο ανασυνδυασμός στους ΓΑ και η μετάλλαξη.

$$\begin{array}{ccccc} \text{επιλογή} & & \text{διασταύρωση, μετάλλαξη} & & \\ \text{Τρέχον πληθυσμός} \Rightarrow & \text{Ενδιάμεσος πληθυσμός} & \Rightarrow & \text{Νέος πληθυσμός} \end{array}$$

Το θεώρημα των προτύπων σχημάτων για έναν απλό ΓΑ με διασταύρωση (ανασυνδυασμό ενός σημείου, μετάλλαξη αντιστροφής δυαδικού ψηφίου και επιλογή με την μέθοδο της ρουλέτας δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$m(H, t+1) \geq m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \left(1 - p_c \frac{\delta(H)}{l-1} \left(1 - \frac{1}{n} m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \right) \right) (1 - p_m)^{o(H)}$$

όπου p_c είναι η πιθανότητα ανασυνδυασμού και p_m η πιθανότητα μετάλλαξης. Ο τύπος αυτός δείχνει ότι ευνοούνται πρότυπα σχήματα τα οποία έχουν μικρό μήκος ορισμού, χαμηλή τάξη και ποιότητα άνω της μέσης. Τα σχήματα αυτά αυξάνονται συνεχώς σε επόμενες γενιές. Ενώ αυτή είναι μία πολύ χρήσιμη ιδιότητα των ΓΑ, η πρακτική χρήση της είναι πολύ περιορισμένη.

8.6.2 Σύγκλιση των Εξελικτικών Αλγόριθμων

Η σύγκλιση των ΕΑ στο ολικό βέλτιστο μπορεί να περιγραφεί ως:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Pr ob\{X_n \in S^*\} = 1$$

$$S^* = \{X | X \in S, f_X \leq f_Y \forall Y \in S\}$$

όπου X_n είναι η λύση τη στιγμή n , f_X είναι η ποιότητα του ατόμου X , S είναι ο συνολικός χώρος αναζήτησης (λύσεων) και S^* είναι το σύνολο των ολικών βέλτιστων.

Έχει αποδειχθεί ότι η σύγκλιση σε στο ολικό βέλτιστο μπορεί να επιτευχθεί κάτω από κάποιες συνθήκες. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να διαχωριστούν σε δύο κατηγορίες. Αυτούς που χρησιμοποιούν *ελιτισμό* (*elitism*) και σε αυτούς που δεν χρησιμοποιούν. Οι Ε.Α με ελιτισμό είναι αυτοί οι οποίοι πάντα αντιγράφουν το καλύτερο άτομο στην επόμενη γενιά. Η ανάλυση της σύγκλισης σε αυτή την περίπτωση έγινε με χρήση των αλυσίδων Markov.

Για μη ελιτιστικούς ΕΑ, η ανάλυση της σύγκλισης σε κάποιο ολικό βέλτιστο δεν είναι τόσο απλή. Έχει αποδειχθεί ότι ο απλός ΓΑ (επίσης ονομάζεται και κανονικός - canonical) χωρίς ελιτισμό δεν συγκλίνει σε κάποιο ολικό βέλτιστο, ανεξάρτητα από την συνάρτηση ποιότητας και τους τελεστές ανασυνδυασμού που θα χρησιμοποιηθούν. Γενικά πάντως οι μη ελιτιστικοί ΕΑ μπορούν να συγκλίνουν υπό ορισμένες συνθήκες. Ενώ η σύγκλιση είναι ένα σημαντικό θέμα των ΕΑ, έχει περιορισμένο ρόλο στην πράξη και στην σχεδίαση νέων ΕΑ. Από την πλευρά της σχεδίασης νέων ΕΑ, το ενδιαφέρον εστιάζεται στην υπολογιστική πολυπλοκότητα των ΕΑ για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα.

8.6.3 Υπολογιστική Πολυπλοκότητα

Η υπολογιστική πολυπλοκότητα είναι ένα πολύ σημαντικό σημείο στην ανάλυση των αλγόριθμων. Η ανάλυση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας των ΕΑ είναι δύσκολη γιατί πρέπει να γίνει για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Δεν έχει νόημα να μιλάμε για την υπολογιστική πολυπλοκότητα ενός ΕΑ χωρίς να σημειώνουμε το πρόβλημα στο οποίο εφαρμόζεται ο ΕΑ. Σε εμπειρική μελέτη του προβλήματος του περιοδεύοντος πωλητή (Fogel, 1995) με ΕΠ βρέθηκε ότι ο χρόνος εύρεσης μιας καλής λύσης αυξάνεται πολυωνυμικά με τον αριθμό των πόλεων. Αυτό είναι ένα ενδιαφέρον αποτέλεσμα, αφού είναι γνωστό ότι δεν υπάρχει για το πρόβλημα αυτό πολυωνυμικός αλγόριθμος ο οποίος εγγυάται την εύρεση κάποιας λύσης, εκτός εάν $P=NP$, πράγμα πολύ απίθανο. Η πειραματική μελέτη του Fogel, αν και χρειάζεται περαιτέρω διερεύνηση, δεν αντιβαίνει το παραπάνω θεωρητικό αποτέλεσμα αφού αυτό αναφέρεται στην χειρότερη περίπτωση πολυπλοκότητας χρόνου, ενώ τα πειραματικά αποτελέσματα αναφέρονται στην εκτίμηση της μέσης

περίπτωσης πολυπλοκότητας χρόνου. Η μελέτη του Fogel δεν παρέχει εγγύηση της απόδοσης. Το θέμα του εάν οι ΕΑ παρέχουν κάποια πλεονεκτήματα σε σύγκριση με τους άλλους αλγόριθμους αντιμετώπισης του προβλήματος του περιοδεύοντος πωλητή παραμένει ανοιχτό.

8.7 Εφαρμογές των Εξελικτικών Αλγορίθμων

Οι ΕΑ βρίσκουν εφαρμογή σε ένα ευρύ πεδίο επιστημών, που εκτείνεται από τα μαθηματικά και τη μηχανική, ως την ιατρική και τις πολιτικές επιστήμες. Στην υποενότητα αυτή, θα εξετάσουμε κάποιες σημαντικές εφαρμογές των ΕΑ ξεκινώντας από εκείνες που πρωτοεμφανίστηκαν στα πρώτα βήματα τους και φτάνοντας ως τις περισσότερο πρόσφατες, με σκοπό να παρακολουθήσουμε σε κάποιο βαθμό την εξέλιξη τους.

Ο Bagley και το Προσαρμοστικό Πρόγραμμα Παιγνίων. Αυτό ήταν το πρώτο πρόγραμμα ΓΑ που δημοσιεύτηκε (το 1967) από τον Bagley, και αφορούσε την επινόηση ενός τεστ ελέγχου ικανοτήτων που απαιτούνται για να παίξει κανείς το παιχνίδι *Εξάπινο*. Το Εξάπινο παίζεται σε μία σκακιέρα 3x3 τετραγώνων, όπου ο κάθε αντίπαλος ξεκινάει με τρία πιόνια και προσπαθεί να φτάσει στην άλλη πλευρά. Ρυθμίζοντας το επίπεδο δυσκολίας του αντιπάλου, ο Bagley ήταν σε θέση να ελέγχει τη μη-γραμμικότητά του. Κατασκεύασε ΓΑ για να ανιχνεύσει για σύνολα παραμέτρων σε συναρτήσεις εκτίμησης παιχνιδιών και τους σύγκρινε με τους αλγόριθμους συσχέτισης. Οι αλγόριθμοι του αποδείχθηκαν "αναιόθητοι" στη μη-γραμμικότητα των παιχνιδιών και απέδιδαν καλά σε ένα φάσμα από περιβάλλοντα. Εκεί όμως που η δουλειά του Bagley προδιέγραψε τη μοντέρνα έρευνα, ήταν στον τομέα της αναπαραγωγής και της επιλογής. Ο Bagley έβλεπε την ανάγκη για κατάλληλες αναλογίες επιλογής, στην αρχή και το τέλος του τρεξίματος του ΓΑ. Εισήγαγε, λοιπόν, ένα μηχανισμό κλιμάκωσης ποιότητας για να πετύχει δύο πράγματα:

1. να μειώσει την επιλογή στα αρχικά στάδια του τρεξίματος, ώστε να εμποδίσει την κυριαρχία του πληθυσμού από ένα εξαιρετικό άτομο, και
2. να αυξήσει την επιλογή σε επόμενα στάδια, ώστε να διατηρήσει τον κατάλληλο ανταγωνισμό ανάμεσα στις υψηλώς κατάλληλες και όμοιες σειρές που είναι κοντά στην πληθυσμιακή σύγκλιση.

Παρόμοιες διαδικασίες υιοθετήθηκαν από τους τωρινούς ερευνητές.

Ο Rosenberg και η Προσομοίωση Βιολογικών Κυττάρων. Ο Rosenberg εργάστηκε την ίδια περίοδο με τον Bagley (1967). Επειδή η δουλειά του επικεντρώθηκε στις βιολογικές πλευρές των προσομοιώσεων, η συμβολή του στους ΕΑ πολλές

φορές παραβλέπεται. Η βασική ιδέα της δουλειάς του ήταν η προσομοίωση ενός πληθυσμού από μονοκύτταρους οργανισμούς με μία απλή αλλά αυστηρή βιοχημεία, μία πορώδη (άρα διαπερατή) μεμβράνη, και κλασσική γενετική δομή (ένα γονίδιο, ένα ένζυμο). Όρισε μία σειρά πεπερασμένου μήκους με ένα ζευγάρι από χρωμοσώματα (διπλοειδής αναπαράσταση). Στις μελέτες του, το μήκος της σειράς περιοριζόταν στα 20 γονίδια με ένα μέγιστο από 16 επιτρεπόμενες αλληλούς ανά γονίδιο. Όρισε χημικές συγκεντρώσεις X_i και προσδοκούσε αντίστοιχες συγκεντρώσεις \bar{X}_i . Ακόμη, όρισε ένα σύνολο από επιθυμητές χημικές συγκεντρώσεις ως μία *property* (ιδιότητα). Τότε εκτελούνταν συνδυασμός και επιλογή, σύμφωνα με τη συνάρτηση ακαταλληλότητας (για την i -οστή ιδιότητα):

$$f_i = \sum_j (x_j - \bar{x}_j)^2 ,$$

όπου το άθροισμα περιλαμβάνει όλα τα χημικά στην i -οστή ιδιότητα. Ο Rosenberg υπολόγισε το αντίστροφο των f_i ποσοτήτων και εκτέλεσε συνδυασμό και επακόλουθη αναπαραγωγή σύμφωνα με αυτή την αντίστροφη αντικαταλληλότητα. Σε όλες τις προσομοιώσεις του λάμβανε στην πραγματικότητα υπόψη μόνο μία ιδιότητα ($i = 1$), με αποτέλεσμα να αφήσει να του ξεφύγει η ευκαιρία να εκτελέσει τον πρώτο πολυαντικειμενικό ΓΑ, κάτι όμως που αργότερα ανέλαβε να πραγματοποιήσει ο Schaffer (1984). Οι προσομοιώσεις του πάντως, ήταν η πρώτη εφαρμογή ΓΑ για την εύρεση-ρίζας. Όταν αντιμετωπίζεται κατάλληλα, η αναζήτηση για κύτταρα που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση αντικαταλληλότητας είναι ισοδύναμη με τη λύση της υψηλώς μη-γραμμικής εξίσωσης που αναπαρίσταται από το χρωμόσωμα και την κυτταρική βιοχημεία, για να αποκτήσει μία συγκεκριμένη ιδιότητα.

Ο Cavicchio και το Πρότυπο Αναγνώρισης. Τις προσπάθειες των Bagley και Rosenberg σε εφαρμογές ΓΑ ακολούθησε το 1970 ο Cavicchio, ο οποίος τους εφάρμοσε σε δύο προβλήματα: σε ένα πρόβλημα επιλογής, και σε ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων. Με το τελευταίο δεν καταπιάστηκε απευθείας, αλλά εφάρμοσε ΓΑ στη σχεδίαση ενός συνόλου από ανιχνευτές (detectors) για ένα μηχανήμα αναγνώρισης-προτύπων, γνωστής αρχιτεκτονικής. Ο Cavicchio υιοθέτησε το αντίστοιχο σχήμα των Bledsoe και Browning (1959). Στο αρχικό του σχήμα, μία εικόνα ψηφιοποιείται σε ένα πλέγμα 25x25, διαμορφώνοντας 625 pixels (στοιχεία εικόνας), καθένα από τα οποία είναι ένα δυαδικό pixel, ικανό να διακρίνει μεταξύ δύο αποχρώσεων, της ανοιχτής και της σκούρας (όχι γκριζες αποχρώσεις). Ένα σύνολο από ανιχνευτές καθορισμένων χαρακτηριστικών επιλέγεται. Κάθε ανιχνευτής είναι από μόνος του ένα υποσύνολο από pixels. Κατά τη διάρκεια της

εκπαιδευτικής φάσης, παρουσιάζονται γνωστές εικόνες από επώνυμες κατηγορίες στη μηχανή αναγνώρισης, και αποθηκεύονται λίστες με καταστάσεις των ανιχνευτών που συσχετίζονται με ονόματα κατηγοριών εικόνων. Κατά τη φάση αναγνώρισης, παρουσιάζεται μία άγνωστη εικόνα στο τμήμα αναγνώρισης και υπολογίζεται ένα απλό αποτέλεσμα συνταιριάσματος. Τότε, κατασκευάζεται μία λίστα με ταξινομημένα ονόματα κατηγοριών εικόνων για την άγνωστη εικόνα. Παρ' όλο που ο μηχανισμός είναι σχετικά απλός, το σχήμα μπορεί να δουλέψει καλά μόνον όταν επιλέγεται ένα σημαντικό σύνολο από ανιχνευτές για το εκάστοτε πρόβλημα (στην προκειμένη περίπτωση ένα πρόβλημα αναγνώρισης χαρακτήρων). Έτσι, η καλή λειτουργία του τμήματος των Bledsoe & Browning περιορίζεται στο πρόβλημα εύρεσης ενός καλού συνόλου από ανιχνευτές. Ο Cavigchio εφάρμοσε το δικό του ΓΑ σε αυτό ακριβώς το πρόβλημα, το οποίο εξακολουθεί να είναι ένα από τα μεγαλύτερα που αποπειράθηκαν να λυθούν με ΓΑ -αρκεί να αναλογιστούμε ότι για ένα μέσο όρο 110 ανιχνευτών με 4 pixels ο καθένας, αυτό το πρόβλημα θα μπορούσε να κωδικοποιηθεί από μία δυαδική σειρά μήκους $/ = 3581$. Στο δικό του ΓΑ ο Cavigchio επέτρεψε την αναπαραγωγή και τη διασταύρωση, όπως περίπου τις εφαρμόζουμε και σήμερα. Εξαιτίας της δομής, της μεταβλητής του γονιδίου, και της υψηλής σημαντικότητας του αλφαβήτου, ο Cavigchio αναγκάστηκε να εφεύρει τρεις τελεστές μεταλλαγής:

- έναν για την αλλαγή ενός μοναδικού pixel μέσα στον ανιχνευτή,
- έναν για την αλλαγή όλων των pixels μέσα σε ένα ανιχνευτή, και
- έναν για την αλλαγή συσχετιζόμενων pixels μεταξύ γειτονικών ανιχνευτών.

Επίσης, υιοθέτησε ένα πρωτοποριακό μηχανισμό στη μελέτη αυτή, που αποκαλούσε *σχήμα προεπιλογής* (preselection scheme). Εδώ, ένας καλός απόγονος αντικαθιστούσε έναν από τους γονείς του, με την ελπίδα της διατήρησης της ποικιλίας του πληθυσμού. Η διατήρηση της ποικιλίας ήταν ένα πρόβλημα λόγω των μικρών πληθυσμών που ο Cavigchio ήταν αναγκασμένος να χρησιμοποιεί (συνήθως μεταξύ 12 και 20). Το σχήμα προεπιλογής -που σημειωτέον, έδειχνε να βοηθάει- υιοθετήθηκε αργότερα με επιτυχία από τον De Jong (1975) σε μία μελέτη βελτιστοποίησης.

Ο Weinberg, η Προσομοίωση Κυττάρου, και οι Γενετικοί Αλγόριθμοι Μεταεπιλέδου. Ταυτόχρονα με τον Cavigchio, ο Weinberg ολοκλήρωνε τη διατριβή του (1970) "*Προσομοίωση στον Υπολογιστή ενός Ζωντανού Κυττάρου*". Όπως, όμως, και στην περίπτωση του Rosenberg, η συμβολή του στους ΓΑ ξεχνιέται λόγω της έμφασης που έδωσε στην βιολογική προσομοίωση. Με λίγα λόγια, ο Weinberg

πρότεινε τη χρήση ενός πολυεπίπεδου ΓΑ για την επιλογή ενός καλού συνόλου από 15 υπολογισμένες σταθερές, που έλεγχαν τις εργασίες διαφορετικά προσομοιωμένων κυττάρων (των *Escherichia coli* κυττάρων). Όπως και ο Rosenberg, ο Weinberg ήθελε τα χρωμοσώματα να προσαρμόζονται έτσι ώστε η χημική σύνθεση των κυττάρων να ταιριάζει στα διαθέσιμα χημικά. Πρότεινε λοιπόν, την κωδικοποίηση 15 υπολογισμένων σταθερών σε μία σειρά, όπου κάθε μία από τις σταθερές επιτρεπόταν να κυμαίνεται μεταξύ 10^{-6} με 10^6 . Επίσης, πρότεινε τη χρήση ενός ΓΑ που θα προσαρμόζει τις παραμέτρους του ΓΑ του χαμηλότερου επιπέδου. Τον αλγόριθμο του ανώτερου επιπέδου τον ονόμαζε *μη-προσαρμοστικό γενετικό πρόγραμμα*, ενώ τον αντίστοιχο του κατώτερου επιπέδου, *προσαρμοστικό γενετικό πρόγραμμα* (οι παράμετροι του προσαρμόζονται).

Ο Hollstien και η Συνάρτηση Βελτιστοποίησης. Η πρώτη διατριβή που εφάρμοσε ΓΑ σε ένα καθαρό πρόβλημα (στην πραγματικότητα ήταν ένα σύνολο από 14 προβλήματα) μαθηματικής βελτιστοποίησης, ήταν η δουλειά του Hollstien το 1971. Η δουλειά του ασχολήθηκε με τη βελτιστοποίηση συναρτήσεων των δύο μεταβλητών ($z = f(x,y)$) χρησιμοποιώντας υπεροχή, διασταύρωση, μεταλλαγή, και διάφορα σχήματα αναπαραγωγής βασισμένα στις παραδοσιακές πρακτικές της αγροτικής οικονομίας και φυτοκομίας. Ο Hollstien ερεύνησε πέντε διαφορετικές μεθόδους επιλογής (έλεγχο απογόνων, επιλογή ατόμου, επιλογή οικογένειας, επιλογή εντός της οικογένειας, και συνδυασμένη επιλογή), ενώ έλαβε υπόψη οκτώ μεθόδους προτίμησης ταιριού:

- *τυχαίο ταίριασμα,*
- *ενδογένεση,*
- *γένεση σειράς,*
- *εξωγένεση,*
- *αυτο-γονιμοποίηση,*
- *κλωνικός πολλαπλασιασμός,*
- *θετικά ανάμικτο συνταίριασμα, και*
- *αρνητικά ανάμικτο ταίριασμα.*

Για να ελέγξει τις επιδράσεις των διαφορετικών σχημάτων επιλογής και συνταιριάσματος, ο Hollstien προσομοίωσε διαφορετικούς συνδυασμούς από τις 5 επιλεκτικές και τις 8 συνταιριαστικές στρατηγικές, σε 14 συναρτήσεις των δύο μεταβλητών. Σε όλες τις προσομοιώσεις χρησιμοποίησε πληθυσμούς των 16 σειρών. Το συμπέρασμα όμως που προκύπτει από τη δουλειά του είναι η αναγνώριση των προβλημάτων που σχετίζονται με τη χρήση τόσο μικρού μεγέθους πληθυσμού ($n = 16$). Για το λόγο αυτό, συνιστούσε μεγαλύτερα

μεγέθη πληθυσμών για μελλοντικές έρευνες.

Ο Frantz και το Αποτέλεσμα Θέσης. Ο Frantz (1972) εφάρμοσε τη συμβουλή του Hollstien και χρησιμοποίησε μεγαλύτερα πληθυσμιακά μεγέθη ($n = 100$) και μήκη συμβολοσειρών ($l = 25$) στη μεταγενέστερη μελέτη του σχετικά με το αποτέλεσμα των τοποθεσιακών μη-γραμμικοτήτων στη βελτιστοποίηση του ΓΑ. Κατασκεύασε συνδυασμένες γραμμικές - μη-γραμμικές συναρτήσεις τις οποίες υλοποίησε πάνω σε απλά δυαδικά χρωμοσώματα, και μελέτησε τα αποτελέσματα θέσης (σύνδεση) διαφόρων συναρτήσεων, όπου η σειρά του χρωμοσώματος είχε αλλάξει έτσι, ώστε να επηρεάζει το μήκος των συγκεκριμένων δομικών συνόλων. Χρησιμοποίησε την επιλογή με τη χρήση του τροχού ρουλέτας, απλή διασταύρωση, και μετάλλαξη για να συγκρίνει τα αποτελέσματα των διατάξεων καλών και κακών συμβολοσειρών. Ωστόσο, δεν παρατήρησε σημαντική διαφορά απόδοσης μεταξύ των προσομοιώσεων αυτών, διότι οι συναρτήσεις που είχε επιλέξει δεν ήταν επαρκώς δύσκολες ώστε να είναι σε θέση να ελέγξουν την υπόθεση σύνδεσης (συμβολοσειρές μικρού μήκους και αδύναμες μη-γραμμικές συναρτήσεις). Βέβαια, η δυσκολία που είχε ο Frantz στο σχεδιασμό δύσκολων συναρτήσεων δεν μας εκπλήσσει καθόλου καθώς, όπως είναι γνωστό σήμερα και δεν είχε ανακαλυφθεί τότε σαν μαθηματική θεωρία, είναι απαραίτητα κάποια παραπλανητικά δομικά σύνολα χαμηλής σειράς. Ο Frantz συνέχισε την ερευνά του μελετώντας την εισαγωγή της αντιστροφής -ενός τελεστή επαναδιάταξης- στο δικό του ΓΑ, σε μία προσπάθεια αναζήτησης για καλύτερους συνδυασμούς συμβολοσειρών, με την ελπίδα ότι θα δημιουργούσε δομικά σύνολα με πιο ισχυρή σύνδεση. Ωστόσο, τα αποτελέσματα των πειραμάτων του δεν ήταν αδιαμφισβήτητα. Επίσης, χρησιμοποίησε στατιστικές αναλύσεις για να δείξει ότι κάποιοι συγκεκριμένοι συνδυασμοί από τιμές τύγχαναν επεξεργασίας σε ένα σημαντικά μεγαλύτερο βαθμό από ότι ήταν αναμενόμενο. Τέλος, εισήγαγε δύο νέους τελεστές:

- τον τελεστή *μερικής συμπλήρωσης*, που συμπλήρωνε αυστηρά το ένα τρίτο των bits των επιλεγμένων ατόμων στον πληθυσμό, με σκοπό τη διατήρηση της ποικιλίας, και
- τον τελεστή *διασταύρωσης πολλαπλών-σημείων*, ο οποίος επέτρεπε την επιλογή των σημείων διασταύρωσης ανιχνεύοντας από δεξιά προς τα αριστερά, και την αλλαγή πλευρών με επιτυχία (με κάποια καθορισμένη πιθανότητα).

Bosworth, Foo, και Zeigler - Πραγματικά Γονίδια. Η εργασία των Bosworth, Foo και Zeigler (1972) ήταν μία ακραία μορφή της φιλοσοφίας που αφορούσε τη χρήση μέγιστων αλφαβήτων, όπου ήταν προτιμότερη η χρήση της βολικής

αντιστοιχίας ενός γονιδίου με μία παράμετρο, ανεξάρτητα από τον αριθμό των εναλλακτικών alleles που απαιτούνταν για κάθε γονίδιο. Στη μελέτη αυτή, 4 τελεστές -που ονομάζονταν αναπαραγωγή, διασταύρωση, μετάλλαξη και αντιστροφή- εφαρμόζονταν σε "συμβολοσειρές" που αποτελούνταν από 4 έως 40 παραμέτρους πραγματικού τύπου. Το αδύνατο σημείο της μελέτης τους ήταν η χρήση ενός (από 5 συνολικά) τελεστή μετάλλαξης -μετάλλαξη Fletcher-Reeves (FR)- που δεν είχε σχέση με κάποιον λογικό βιολογικό τελεστή από όσους ήταν γνωστοί ότι υπήρχαν στη φύση.

Αυτές είναι μερικές βασικές ιστορικές εφαρμογές που άρχισαν να κάνουν ευρύτερα γνωστούς και να καθιερώνουν τους ΕΑ. Υπάρχει και μία κατηγορία εφαρμογών που συνοψίζεται κάτω από τον γενικότερο τίτλο "*Εξελικτικές Τεχνικές Βελτιστοποίησης*". Δε θα δώσουμε όμως ιδιαίτερο βάρος στις εφαρμογές αυτές, κι αυτό γιατί πρόκειται για τεχνικές που είχαν ελάχιστη πραγματική ομοιότητα με τη φυσική γενετική. Για την ιστορία αναφέρουμε ότι η πρώτη προσπάθεια προς αυτή την κατεύθυνση ανήκει στον Box (1957) με την Εξελικτική Εφαρμογή, μια εφαρμογή που έμοιαζε περισσότερο με μία τεχνική διοίκησης παρά με αλγόριθμο. Παρά τη χρησιμότητα της, όμως, σαν εργαλείο και το ότι ήταν ένας πρόγονος άλλων τοπικών τεχνικών ανίχνευσης, δεν ήταν ένας ΕΑ με τη μοντέρνα έννοια. Πιο κοντινές σε αυτή τη μοντέρνα αντίληψη των ΕΑ ήταν οι μελέτες των Bledsoe (1961), και Bremermann (1962). Τέλος, το 1966 οι Fogel, Owens και Walsh, εισήγαγαν τις Τεχνικές Εξελικτικού Προγραμματισμού, οι οποίες εκείνο τον καιρό απορρίφθηκαν από την κοινότητα της Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως εξάλλου συνέβη και με τις αντίστοιχες πρώιμες θεωρίες των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Τέλος, υπάρχουν πολλές εφαρμογές των ΕΑ σε συστήματα μάθησης με πιο συνηθισμένο το παράδειγμα του *συστήματος κατηγοριοποίησης*. Ο ΓΑ επιχειρεί να εξελίξει (δηλαδή, να μάθει) ένα σύνολο από *if ... then* κανόνες, προκειμένου να αντιμετωπίσει μια συγκεκριμένη κατάσταση. Η τεχνική αυτή έχει εφαρμοσθεί σε παιχνίδια και παζλ-λαβυρίνθους, καθώς και στην πολιτική και οικονομική μοντελοποίηση. Επίσης, τεχνικές μάθηση μηχανής έχουν ευρέως χρησιμοποιηθεί στο χώρο του ελέγχου. Σε ένα μεγάλο, πολύπλοκο σύστημα, όπως, για παράδειγμα, ένα χημικό εργοστάσιο, είναι πολύ πιθανό να υπάρχουν πολλοί παράμετροι ελέγχου, οι οποίοι χρειάζονται διαρκή προσαρμογή, προκειμένου να εξακολουθεί το σύστημα να λειτουργεί με το βέλτιστο τρόπο. Συνήθως, χρησιμοποιείται ένα σύστημα κατηγοριοποίησης, ούτως ώστε να αναπτύσσονται κανόνες για τον έλεγχο του συστήματος. Η ποιότητα του συνόλου των κανόνων μπορεί να κριθεί, κρίνοντας την απόδοση τους είτε εφαρμόζοντας τους στο σύστημα είτε σε ένα μοντέλο του

συστήματος σε υπολογιστή.

8.8 Επίλογος

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι είναι θεωρητικά και εμπειρικά αποδεδειγμένο ότι εξασφαλίζουν εύρωστη ανίχνευση σε πολύπλοκους χώρους. Έχοντας αποδειχθεί ως μία έγκυρη προσέγγιση σε προβλήματα που προϋποθέτουν ικανή και αποτελεσματική ανίχνευση, βρίσκουν τώρα μία ευρύτερη εφαρμογή στις επιχειρήσεις, την επιστήμη και την μηχανική. Οι λόγοι πίσω από την αύξηση των αριθμών των εφαρμογών είναι φανεροί. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι υπολογιστικά απλοί και, ταυτόχρονα, πολύ ισχυροί στην ερευνά τους για βέλτιστη λύση. Επιπλέον, δεν περιορίζονται από υποθέσεις σχετικά με το χώρο ανίχνευσης (υποθέσεις που αφορούν τη συνέχεια, την ύπαρξη παραγώγων, τη μονοκλαδικότητα και άλλα θέματα). Η απλότητα της λειτουργίας και η ισχύς του αποτελέσματος, είναι δύο από τα κυριότερα θέληττρα της προσέγγισης και περαιτέρω ανάπτυξης των ΕΑ.

Το επόμενο βήμα θα είναι να δούμε πως οι αλγόριθμοι αυτοί εκμεταλλεύονται με ένα πολύ γενικό τρόπο τις ομοιότητες των κωδικοποιήσεων, αποφεύγοντας έτσι τους περιορισμούς άλλων μεθόδων (όπως συνέχεια, ύπαρξη παραγώγων, κλπ.).

Σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, κινούμαστε προσεκτικά από ένα σημείο του χώρου αποφάσεων προς ένα άλλο, χρησιμοποιώντας κάποιους κανόνες μετάβασης με σκοπό να καθορίσουμε το επόμενο σημείο. Αυτή η "σημείο-προς-σημείο" μέθοδος είναι επικίνδυνη, διότι είναι η τέλεια συνταγή για τον εντοπισμό των λανθασμένων κορυφών σε πολυμορφικούς (multimodal) χώρους αναζήτησης. Σε αντίθεση με αυτή τη μέθοδο, οι ΓΑ δουλεύουν ταυτόχρονα με μια πλούσια βάση δεδομένων από σημεία (έναν πληθυσμό από σειρές), αναρριχώμενοι πολλές παράλληλες κορυφές. Έτσι, η πιθανότητα εύρεσης μιας λανθασμένης κορυφής μειώνεται σε σχέση με τις άλλες μεθόδους.

Μετά από την αρχικοποίηση του πληθυσμού, δημιουργούνται επιτυχημένοι πληθυσμοί που χρησιμοποιούν το ΕΑ και, μέσα από μία σωστά προσαρμοσμένη ποικιλία δεν περιορίζονται σε ένα σημείο. Σύντομα θα δούμε πως αυτή το παράλληλο σχέδιο συνεισφέρει στην ευρωστία του ΕΑ.

Πολλές τεχνικές αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες, ώστε να δουλέψουν κατάλληλα. Για παράδειγμα, οι τεχνικές που βασίζονται στις κλήσεις της συνάρτησης απαιτούν παράγωγους (αναλυτικά ή αριθμητικά υπολογισμένες), έτσι ώστε να μπορέσουν να αναρριχηθούν στην τρέχουσα κορυφή, και άλλες τοπικές διαδικασίες αναζήτησης, όπως οι άπληστες τεχνικές

της συνδυαστικής βελτιστοποίησης (Lawler το 1976, Syslo, Deo & Kowalik το 1983) απαιτούν πρόσβαση στο σύνολο των τιμών των παραμέτρων. Αντίθετα, οι Ε.Α δε χρειάζονται όλες αυτές τις βοηθητικές πληροφορίες: είναι τυφλοί. Για να αποδώσουν μία αποτελεσματική αναζήτηση για όλο και καλύτερες δομές, απαιτούν μόνο τις τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης που παράγονται από την κάθε συμβολοσειρά. Το χαρακτηριστικό αυτό κάνει το ΕΑ μία πιο κανονικοποιημένη μέθοδο από πολλά άλλα σχήματα αναζήτησης. Εξάλλου, κάθε πρόβλημα αναζήτησης έχει ένα μετρικό συσχετισμό ως προς την ανίχνευση. Πάντως, διαφορετικά προβλήματα αναζήτησης έχουν πάρα πολύ διαφορετικές μορφές βοηθητικών πληροφοριών. Μόνον εάν αρνηθούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτές τις βοηθητικές πληροφορίες, μπορούμε να ελπίζουμε ότι θα αναπτύξουμε τους, ευρέως βασισμένους, συνδυασμούς που επιθυμούμε. Από την άλλη μεριά, η άρνηση της χρήσης συγκεκριμένης γνώσης, όταν πράγματι αυτή υπάρχει, μπορεί να θέσει ένα φραγμό στην απόδοση ενός αλγόριθμου, όταν αυτός συναγωνίζεται με μεθόδους που είναι σχεδιασμένες για το πρόβλημα, αυτό.

Αντίθετα με πολλές μεθόδους, οι Ε.Α χρησιμοποιούν πιθανολογικούς κανόνες μεταβολής για να οδηγήσουν την αναζήτηση τους. Για άτομα εξοικειωμένα με ντετερμινιστικές μεθόδους αυτό μοιάζει παράδοξο, όμως η χρήση της πιθανότητας δεν σημαίνει ότι η μέθοδος είναι κάποια απλή, τυχαία αναζήτηση. Δεν έχει καμία σχέση με τη λήψη αποφάσεων παίζοντας κορώνα-γράμματα. Οι ΕΑ χρησιμοποιούν την τυχαία επιλογή ως ένα εργαλείο για να κατευθύνουν την αναζήτηση προς τις περιοχές εκείνες του χώρου, με την πιθανότερη βελτίωση.

Αυτές οι τέσσερις βασικές διαφορές των Ε.Α ως σύνολο -δηλ. η απευθείας χρήση κάποιας κωδικοποίησης, η αναζήτηση μέσα από κάποιο πληθυσμό, η αγνωμοσύνη προς τις βοηθητικές πληροφορίες, και οι τυχαία δημιουργημένοι τελεστές- τους κάνουν να υπερέχουν σε ευρωστία απέναντι στις περισσότερο χρησιμοποιημένες τεχνικές.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

Μεθοδολογίες Σχεδίασης Ευφυών ΣΥΑ

9.1 Εισαγωγή στα Ευφυή ΣΥΑ

Το 1968 ο Zannetos κάνει την πρώτη αναφορά για χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης στα Πληροφοριακά Συστήματα Διοίκησης. Ο Sprague το 1980 εισήγαγε στα ΣΥΑ μερικές έννοιες της Τεχνητής Νοημοσύνης, με την αναγνώριση από μέρους του της ανάγκης για την ύπαρξη ενός υποσυστήματος διαλόγου χρήστη-ΣΥΑ. Το 1981 ο Bonczek πρότεινε ένα πλαίσιο ανάπτυξης ΣΥΑ, στο οποίο συμπεριλαμβανόταν και τα υποσυστήματα γνώσης, γλώσσας και επικοινωνίας. Το 1985 ο Hawgood αναφέρθηκε στην ανάγκη κατασκευής ΣΥΑ, που θα είναι προσαρμοσμένα στα χαρακτηριστικά του συγκεκριμένου χρήστη-αποφασίζοντα. Το γεγονός αυτό εισάγει την ιδέα της αποθήκευσης ειδικής γνώσης, σχετικής με τον προσωπικό τρόπο επίλυσης συγκεκριμένων προβλημάτων καθώς και των προσωπικών απόψεων του αποφασίζοντα. Στην ολοκλήρωση ΕΣ και ΣΥΑ αναφέρθηκαν μεταξύ των άλλων και οι: Kowalik (1986), Lee (1988), Teng et al. (1988), Turban and Watson (1989), Kohout et al. (1992), Turban (1993). Ακολουθούν ορισμένα ορόσημα στην πορεία ανάπτυξης των Ευφυών ΣΥΑ (Πηγή: Patridge and Hussain, 1994, Γραμματικόπουλος, 2001).

- 1943 Οι Mc Culloch και Pitts δημοσιεύουν πρωτοποριακή εργασία που οδηγεί στην ανάπτυξη των Νευρωνικών Δικτύων
- 1950 Δημοσιεύεται το άρθρο του Alan Turing αναφορικά με το Turing test
- 1956 Οι Newell, Simon και Shaw δημιουργούν τον GPS (General Problem Solver) στη Rand Corporation
- 1958 Ο Mc Carthy δημιουργεί τη LISP στο MIT
- 1963 Δημοσιεύεται το άρθρο του Samuel σχετικά με το πρώτο πρόγραμμα μάθησης και με τη χρήση τεχνικών έρευνας και συλλογιστικής
- 1970 Οι Rousel και Colmerauer δημιουργούν την PROLOG

- 1972 Εκδίδεται το βιβλίο των Newell και Simon “Human Problem Solving”, το οποίο εισάγει την γενική ιδέα των συστημάτων παραγωγής
- 1973 Οι Van Melle, Shortliffe και Buchanan δημιουργούν τον φλοιό EMYCIN από το MYCIN
- 1976 Ο Minsky δημιουργεί τα πλαίσια (frames) για την αναπαράσταση της γνώσης
- 1977 Ο Forgy δημιουργεί το OPS για τον προγραμματισμό των ΕΣ
- 1978 Ο Mc Dermott δημιουργεί το R1 στη Digital Corporation το οποίο εξελίσσεται στο XCON (το πρώτο μεγάλο ΕΣ)
- 1980 Η εταιρία Symbolics ξεκινάει την ανάπτυξη των μηχανών LISP

Για τα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων συναντώνται στη διεθνή βιβλιογραφία οι ακόλουθοι ορισμοί:

- Τα ευφυή ΣΥΑ είναι προγράμματα Η/Υ τα οποία βασίζονται σε τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης και τα οποία συμπεριλαμβάνουν μερικές πτυχές της ανθρώπινης γνώσης και ειδίκευσης με σκοπό να εκτελέσουν εργασίες που κανονικά θα εκτελούνταν από ένα ειδικό (Szolovits, 1986).
- Ως ευφυή ΣΥΑ ορίζονται τα συστήματα λογισμικού (software) που παρέχουν πληροφόρηση και μεθοδολογική γνώση (γνώση πεδίου και γνώση μεθοδολογίας απόφασης), μέσω αναλυτικών μοντέλων απόφασης (χρηστών και συστημάτων) και χρήση των βάσεων δεδομένων και γνώσης με στόχο την υποστήριξη του αποφασίζοντα σε σύνθετα και αδόμητα προβλήματα (Klein and Methlie, 1990).
- Τα ευφυή ΣΥΑ είναι εργαλεία υποβοήθησης της λήψης αποφάσεων όπου υπάρχει αβέβαια (uncertainty) ή μη πλήρης (incomplete) πληροφόρηση και όπου οι αποφάσεις που περιέχουν ρίσκο πρέπει να παίρνονται χρησιμοποιώντας ανθρώπινη κρίση (judgment) και προτιμήσεις (preferences) (Blair, Debenham and Edwards, 1997).

Τα Ευφυή Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων είναι εργαλεία που βοηθούν στη λήψη αποφάσεων όταν υπάρχει αβεβαιότητα ή ελλιπής πληροφορία και, όταν αποφάσεις που περιέχουν κίνδυνο, πρέπει να ληφθούν με βάση την ανθρώπινη κρίση και εμπειρία. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα των ΕΣΥΑ έναντι των

παραδοσιακών ΣΥΑ είναι ότι βοηθούν τον αποφασίζοντα μάλλον στην κατανόηση μιας δύσκολης απόφασης, παρά στην επίλυση του προβλήματος ή στη δημιουργία ενός, κατά κάποιο τρόπο, 'όρθου' προτύπου απόφασης (Holtzman, 1989). Τα ΕΣΥΑ παρέχουν την υποστήριξή τους συνδυάζοντας και εξελίσσοντας τεχνικές σε συνεργασία με Συστήματα Βασισμένα σε Γνώση και Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων. Τα ΕΣΥΑ έχουν οριστεί λεπτομερώς από τους Gottinger and Weimann (1992), Holtzman (1989), Buckner and Shah (1991), και είναι επίσης γνωστά ως 'Ευφυή Συστήματα Αποφάσεων', Holtzman (1989), 'Συστήματα Βασισμένα σε Εμπειρία', ('Expert-Based Systems', Goul and Tonge, 1987), 'ΣΥΑ Βασισμένα σε Γνώση', ('Knowledge Based DSSs', Klein and Methlie, 1995) και 'Συστήματα Υποστήριξης Εμπειρογνωμόνων', ('Expert Support Systems', Van Weelderen, 1991).

Κατά τη διάρκεια της περασμένης δεκαετίας, διάφορα ΕΣΥΑ αναπτύχθηκαν, και διευκρινίστηκε ότι τα ΕΣΥΑ βελτιώνουν σημαντικά τις ενδοεπιχειρησιακές διαδικασίες. Τυπικά, τα ΕΣΥΑ περιλαμβάνουν δρομολόγηση μέσω δικτύου (Powell et al., 1992), χρηματοοικονομική ανάλυση και προγραμματισμός (Klein and Methlie, 1991), λογική (Zelevnikow, 1995), σχεδίαση δικτύων (ζωνών) επιτήρησης ακτών (Darby-Dowman et al., 1992), και εκτίμηση της προσπάθειας ανάπτυξης λογισμικού (Griech and Pomerol, 1994). Το ΕΣΥΑ Rachel (Holtzman, 1989) είναι ένα παράδειγμα ΕΣΥΑ όπου φαίνονται καθαρά τα τυπικά χαρακτηριστικά των ΕΣΥΑ. Πρόκειται για ένα ΕΣΥΑ για άτεκνα ζευγάρια που ψάχνουν για ιατρική βοήθεια. Το Rachel βοηθάει τους ασθενείς και το θεράποντα γιατρό να επιλέξουν μια συνιστώμενη μέθοδο θεραπείας από ένα μοντέλο που συνδυάζει τις ιατρικές γνώσεις του θεράποντα με τις προτιμήσεις του ασθενούς, κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες. Οι διάφορες τεχνικές που αποτελούν το Rachel περιλαμβάνουν Μηχανική Γνώσεων, Επιχειρησιακή Έρευνα, Στατιστική και Βάσεις Δεδομένων. Παρά τη μεγάλη προσπάθεια που έχει καταβληθεί για την ανάπτυξη ΕΣΥΑ όπως το Rachel, μικρή είναι η ερευνητική προσπάθεια που έχει αφιερωθεί στη διερεύνηση μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται στη σχεδίαση ΕΣΥΑ ή στην κατανόηση της έκτασης στην οποία οι μεθοδολογίες αυτές υποστηρίζουν τη σχεδίαση ΕΣΥΑ.

9.2 Η δομή των Ευφυών ΣΥΑ

Η δομή των ευφυών ΣΥΑ μπορεί να καθοριστεί ως ένας συνδυασμός των βασικών τμημάτων των ΣΥΑ, δηλαδή της βάσης δεδομένων και της βάσης των μοντέλων, με τα βασικά τμήματα των ΕΣ, δηλαδή τη βάση γνώσης και το

μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων, συμπεριλαμβανομένου και του υποσυστήματος επικοινωνίας το οποίο είναι απαραίτητο τόσο για την επικοινωνία και αλληλεπίδραση των μερών αυτών μεταξύ τους, όσο και για την επίτευξη της ομαλής επικοινωνίας του χρήστη με το σύστημα.

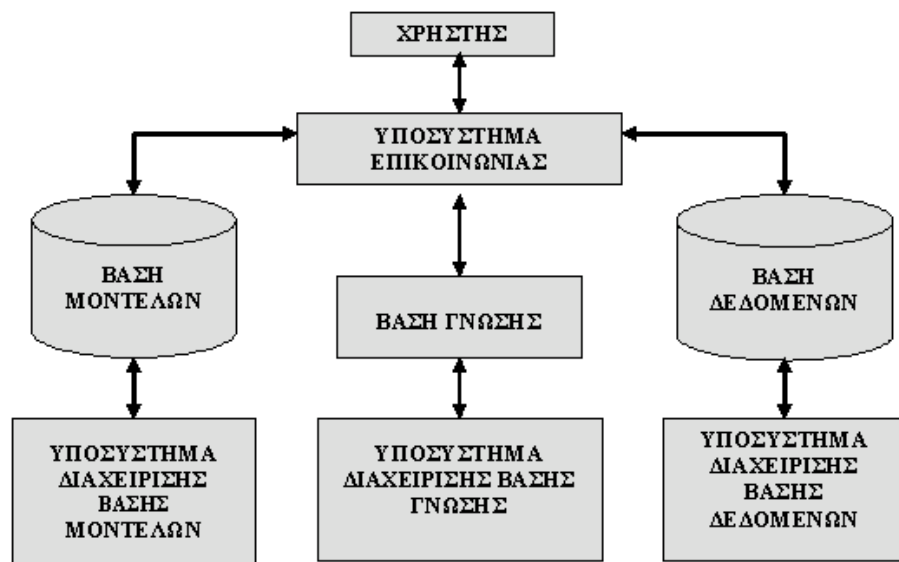
Η ένταξη όλων αυτών των επιμέρους τμημάτων, δηλαδή της βάσης δεδομένων, της βάσης μοντέλων και της βάσης γνώσης σε ένα ενιαίο σύστημα απαιτεί τον ομαλό συνδυασμό τους έτσι ώστε να επιτευχθεί η συνολική ομαλή και αποδοτική λειτουργία του συστήματος. Μεταξύ λοιπόν των τριών αυτών βασικών τμημάτων ενός ευφυούς ΣΥΑ θα πρέπει να υπάρχει πλήρης αλληλεπίδραση και ολοκλήρωση. Τόσο η βάση μοντέλων όσο και το ΕΣ πρέπει να έχουν τη δυνατότητα ομαλής πρόσβασης στα δεδομένα που περιέχονται στη βάση δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα η βάση μοντέλων θα πρέπει να είναι σε θέση να αντλεί από τη βάση δεδομένων τα στοιχεία και τις πληροφορίες που είναι απαραίτητες για την πραγματοποίηση μιας ανάλυσης ή κάποιων υπολογισμών, ενώ παράλληλα το ΕΣ θα πρέπει να διαθέτει τη δυνατότητα άντλησης από τη βάση δεδομένων των πληροφοριών που είναι απαραίτητες για την εξαγωγή κάποιου συμπεράσματος σχετικά με το εξεταζόμενο πρόβλημα. Επιπλέον απαιτείται η επικοινωνία και η πλήρης αλληλεπίδραση μεταξύ του ΕΣ και της βάσης των μοντέλων. Μέσω της επικοινωνίας αυτής επιτυγχάνεται η ροή πληροφοριών, αποτελεσμάτων και εκτιμήσεων μεταξύ του ΕΣ και της βάσης μοντέλων. Με τον τρόπο αυτό τα αποτελέσματα μιας ανάλυσης που επιτυγχάνονται μέσω της χρήσης ενός μοντέλου απόφασης, μπορούν να μεταφερθούν στη βάση γνώσης του ΕΣ και να αποτελέσουν έτσι ένα μέρος της γνώσης του ΕΣ, η οποία θα ληφθεί υπ' όψιν για την εξαγωγή των εκτιμήσεών του. Παράλληλα, ανάλογα με τα συμπεράσματα στα οποία καταλήγει το ΕΣ μπορεί να κριθεί απαραίτητη η πραγματοποίηση μιας ανάλυσης και η χρησιμοποίηση του κατάλληλου μοντέλου ανάλυσης από τη βάση των μοντέλων. Η δομή ενός ευφυούς ΣΥΑ, αλλά και η αλληλεπίδραση των βασικών του τμημάτων όπως περιγράφηκε παραπάνω, παρουσιάζεται και γίνεται καλύτερα κατανοητή μέσω του Σχήματος 9.1. Στις παραγράφους που ακολουθούν θα γίνει μια πιο λεπτομερής αναφορά στα υποσυστήματα από τα οποία αποτελείται ένα ευφύες ΣΥΑ.

9.2.1 Ο χρήστης των ευφύων ΣΥΑ

Σε αντίθεση με τα ΕΣ, τα οποία υποκαθιστούν το χρήστη στη διαδικασία λήψης της απόφασης, αφού ο ρόλος του χρήστη περιορίζεται στο να απαντά στις

ερωτήσεις που του υποβάλει το σύστημα, τα Ευφυή ΣΥΑ υποστηρίζουν τους χρήστες τους στη διαδικασία λήψης της απόφασης χωρίς να τους υποκαθιστούν.

Ο χρήστης ενός τέτοιου συστήματος μπορεί να είναι κάποιος μη ειδικός ο οποίος χρησιμοποιεί το σύστημα γιατί χρειάζεται τη συμβουλή του σε κάποιο πρόβλημα και προσδοκά μέσω της χρήσης του συστήματος να βελτιώσει την ποιότητα των λαμβανόμενων αποφάσεων. Μια δεύτερη κατηγορία χρηστών αυτών των συστημάτων είναι οι ειδικοί σε κάποιο συγκεκριμένο πεδίο της επιστήμης. Οι χρήστες αυτοί προσδοκούν μέσω της χρήσης του συστήματος να λάβουν και μια δεύτερη γνώμη σε μια απόφαση που θέλουν να πάρουν. Μπορεί επίσης να αντιμετωπίζουν κάποιο πρόβλημα όπου απαιτείται γνώση εκτός του πεδίου της επιστήμης που είναι ειδικευμένοι. Την γνώση αυτή μπορεί να τη λάβουν μέσω της χρήσης ενός τέτοιου συστήματος. Μια τρίτη κατηγορία χρηστών των Ευφυών ΣΥΑ είναι οι κατασκευαστές, δηλαδή τα άτομα αυτά χρησιμοποιούν το σύστημα για να το ελέγχουν, να το βελτιώνουν και για να εμπλουτίζουν την γνώση που αυτό περιέχει (Ν.Φ Ματσατοίνης, 1999).



Σχήμα 9.1 Η δομή ενός ευφυούς ΣΥΑ (Πηγή: Γραμματικόπουλος, 2001)

9.2.2 Ευφυές interface

Το interface ενός ευφυούς ΣΥΑ αποτελεί ουσιαστικό στοιχείο για την επιτυχία του συνολικού συστήματος, από τη στιγμή που μέσω του interface επιτυγχάνεται η επικοινωνία μεταξύ του χρήστη και του συστήματος. Οι κατασκευαστές των ευφυών ΣΥΑ κατανοώντας τη στρατηγική σημασία που έχει το σύστημα επικοινωνίας στην επιτυχία του συνολικού συστήματος και με σκοπό να βελτιώσουν τη συνεργασία χρήστη συστήματος χρησιμοποιούν ευφυείς

μεθόδους. Στην περίπτωση αυτή μιλάμε για ευφυή interface. Με αυτό τον τρόπο το σύστημα διαθέτει αφενός μεν γνώση για τις λειτουργίες του και αφετέρου γνώση για την υποβοήθηση και την πληροφόρηση του χρήστη.

Στη συνέχεια αναφέρονται συνοπτικά οι λόγοι που έκαναν αναγκαία την ανάπτυξη και λειτουργία των ευφυών interfaces (Sullivan and Tyler, 1991):

- Τα ευφυή interfaces αναπτύχθηκαν με σκοπό να κάνουν ευκολότερη την εργασία των χρηστών έτσι ώστε αυτοί να αισθάνονται άνετοι και οικείοι όταν εργάζονται σε μια συγκεκριμένη εφαρμογή.
- Το γεγονός ότι ο αριθμός νέων χρηστών των ευφυών ΣΥΑ αυξάνεται καθημερινά και μάλιστα οι περισσότεροι από τους νέους χρήστες δεν έχουν την ανάλογη εξειδίκευση ή εμπειρία που θα τους δώσει τη δυνατότητα να γνωρίζουν και να κατανοούν τις εφαρμογές και τις λειτουργίες του συστήματος που χρησιμοποιούν, καθιστά αναγκαία την υποστήριξή τους μέσω ευφυών interfaces.
- Η χρήση των ευφυών ΣΥΑ σε ακραίες ή εξειδικευμένες περιπτώσεις, όπως για παράδειγμα στο λογισμικό πυρηνικών σταθμών, διαστημικών προγραμμάτων, σε ιατρικές και στρατιωτικές εφαρμογές δημιουργεί την ανάγκη υποστήριξης των χρηστών μέσω ευφυών interfaces.
- Η αύξηση της πολυπλοκότητας των εφαρμογών με στόχο την κάλυψη όλο και πιο εξεζητημένων απαιτήσεων των χρηστών καθιστά αναγκαία την υποστήριξη των χρηστών μέσω ευφυών interfaces.
- Οι χρήστες αδυνατούν να επεξεργαστούν τον τεράστιο όγκο της διαθέσιμης πληροφόρησης με αποτέλεσμα να μην μπορούν να διαχωρίσουν ποια πληροφορία τους είναι απαραίτητη για τη συγκεκριμένη εφαρμογή και ποια όχι. Στο σημείο αυτό επεμβαίνουν τα ευφυή interfaces για να βοηθήσουν τους χρήστες τους σε αυτό το διαχωρισμό.

Η δομή των ευφυών interfaces αποτελείται από τα ακόλουθα τμήματα (<http://cs.wpi.edu/Research/airg/IntInt/intint-outline.html>):

- ο χρήστης του μοντέλου
- πολυτροπική επικοινωνία
- αναγνώριση πλάνου

- δυναμική παρουσίαση
- φυσική γλώσσα
- ευφυής βοήθεια
- προσαρμοστικότητα του ευφυούς interface

Μια κατηγορία ευφρών interface είναι το interface φυσικής γλώσσας. Ένα interface φυσικής γλώσσας είναι μια ρύθμιση που τοποθετείται μεταξύ του υπολογιστή και του χρήστη που επιθυμεί να χρησιμοποιήσει τις δυνατότητες του υπολογιστή χωρίς να χρειάζεται να μάθει πρώτα κάποια γλώσσα προγραμματισμού. Ένα interface φυσικής γλώσσας κάνει τον υπολογιστή να παρουσιάζεται ικανός να επικοινωνήσει σε ανθρώπινη γλώσσα, συνήθως Αγγλικά.

Τα interface φυσικής γλώσσας αναγνωρίζουν συνήθως κάποιο μικρό τμήμα της Αγγλικής γλώσσας και με αυτό τον τρόπο δημιουργούν κάποιες έτοιμες απαντήσεις. Έτσι ο πιθανός χρήστης ενός τέτοιου interface πρέπει να μάθει να χρησιμοποιεί μόνο ένα μικρό και καλά καθορισμένο υποσύνολο των Αγγλικών. Ως ένα παράδειγμα μπορεί να θεωρηθεί το σύστημα INTELLECT το οποίο δημιουργήθηκε από την Artificial Intelligence Corporation (AIC) στο Waltham της Μασαχουσέτης. Το INTELLECT είναι ένα πρόγραμμα που επιτρέπει σε ένα μάνατζερ να πάρει πληροφορίες από ένα υπολογιστή χωρίς να χρειαστεί τη βοήθεια κάποιου ειδικού. Ο χρήστης γράφει την απαίτησή του στα Αγγλικά και στη συνέχεια το INTELLECT μετατρέπει αυτή την απαίτηση σε μορφή τέτοια ώστε να μπορεί να επεξεργαστεί από τον υπολογιστή, λαμβάνοντας υπόψιν τις ιδιαιτερότητες της βάσης δεδομένων στην οποία απευθύνεται το αίτημα. Κάθε φορά που το σύστημα πωλείται για κάποια εμπορική εφαρμογή δημιουργείται ένα λεξικό που περιέχει το κατάλληλο λεξιλόγιο για τη συγκεκριμένη εφαρμογή και προστίθεται στο σύστημα. Η Ford Motor Co. χρησιμοποιεί το INTELLECT για το χειρισμό ερωτήσεων σχετικά με τα αυτοκίνητα που ικανοποιούν κάποιους περιβαλλοντικούς κανόνες. Το INTELLECT λειτουργεί επιτυχώς σε ένα συγκεκριμένο πεδίο, ωστόσο δεν είναι σε θέση να αναγνωρίσει φυσική γλώσσα εκτός του συγκεκριμένου πεδίου (D. Patridge and K.M Hussain, 1994).

Στη συνέχεια γίνεται μια αναφορά στα σημαντικότερα ευφυή interfaces:

- ❑ *XTRA (Allegayer et al., 1989) and CURBICON (Neel and Shapiro, 1991)*: και τα δύο είναι συστήματα που συνδυάζουν πολύπλοκα προφορικά δεδομένα εισόδου με mouse-clicks χρησιμοποιώντας διάφορες πηγές γνώσης για

αναγνώριση αναφοράς. Το CURBICON είναι μια εφαρμογή βασισμένη σε χάρτη. Ωστόσο τα δύο διαφέρουν στο ότι το CURBICON μπορεί να χρησιμοποιήσει μόνο ευθύ χειρισμό για να υποδείξει ένα συγκεκριμένο αντικείμενο, ενώ το XTRA παράγει ένα πιο πλούσιο μίγμα από μορφές προσθέτοντας τις χειρονομίες και την αναγραφόμενη γλώσσα ως μορφές εισόδου. Ενσωματώνει είσοδο και έξοδο λόγου, κείμενο φυσικής γλώσσας, γραφικά και χειρονομίες στίξης του χρήστη. Ο σκοπός της χρήσης ευφών μεθόδων σε αυτό το σύστημα είναι η απλοποίηση της επικοινωνίας του χειριστή με τα πολύπλοκα συστήματα υπολογιστών.

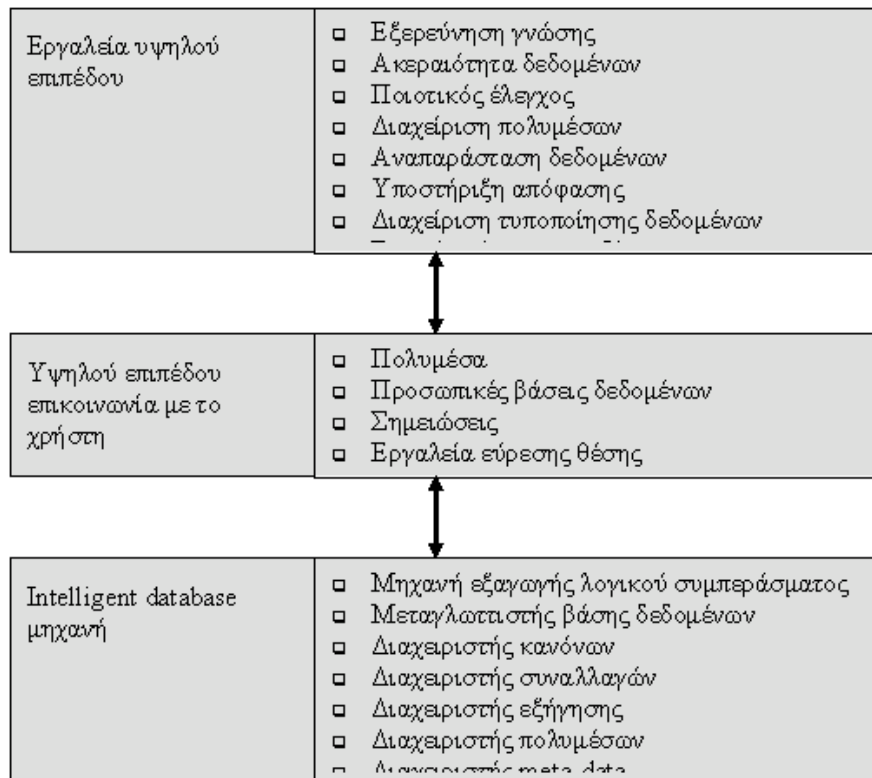
- ❑ *PAC-Amodeus (Nigay and Coutaz, 1993)*: συστήματα όπως το Voice Pant και το Notebook επιτρέπουν στο χρήστη να συνδυάσει προφορικές ή mouse-click εντολές όταν αλληλεπιδρά με σημειώσεις ή γραφικά αντικείμενα.
- ❑ *TAPAGE* (<http://www.ai.sri.com/~cheyer/papers/mmap/mmap.html>): είναι ένα σύστημα που επιτρέπει συνεργασία προφορικών εντολών με εντολές ευθύ χειρισμού. Όπως και το προηγούμενο σύστημα το TAPAGE προσφέρει τη δυνατότητα μόνο απλών γλωσσικών δεδομένων εισόδου.
- ❑ *SAGE* (<http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/project/sage/mosaic/sample.html>): αυτό το πρόγραμμα δημιουργεί ευφυή γραφικά δεδομένων. Σκοπός του είναι να καθορίσει τον καλύτερο τρόπο για την αναπαράσταση ενός συνόλου δεδομένων έτσι ώστε να είναι αναγνώσιμα και κατανοητά.
- ❑ *CHORIS*: αυτό το σύστημα έχει σχεδιαστεί για να δώσει τη δυνατότητα σε μια μεγάλη κλίμακα χρηστών να αλληλεπιδράσουν αποτελεσματικά με διάφορους τύπους από πολύπλοκα μοντέλα. Η κύρια ισχύς του βρίσκεται στην γνώση αυτών των πολύπλοκων συστημάτων.
- ❑ *UCEGO*: αυτό είναι ένα σύστημα φυσικής γλώσσας που βοηθά το χρήστη να λύσει προβλήματα κατά τη διάρκεια χρήσης του συστήματος UNIX.
- ❑ *Intelligent Information Fusion Systems-IIFS*: η προσπάθεια αυτή εστιάζεται στην ανάπτυξη ενός ευφυούς interface βασισμένο σε έμπειρα συστήματα, σε επεξεργαστές άντλησης πληροφοριών μέσω φυσικής γλώσσας, σε αντικειμενοστραφή αναπαράσταση δεδομένων και σε οπτικοποίηση δεδομένων που επιτρέπουν στο χρήστη να αναγνωρίσει, να επιλέξει και να προσπελάσει επιθυμητά δεδομένα για να υποστηρίξει πληροφόρηση και γνώση στο περιβάλλον μιας έρευνας. Για την αποτελεσματική παρακολούθηση, ανάλυση και κατανόηση του διαστήματος και της γης η

επιστήμη απαιτεί τη χρήση τεχνολογικών επιτευγμάτων σε ένα ευφρές πληροφοριακό σύστημα. Αυτό γίνεται λόγω του μεγάλου μεγέθους και της πολυπλοκότητας των δεδομένων που χρησιμοποιούνται. Αυτό απαιτεί έντονη σκέψη σε πολλές περιοχές νέων και αναδυόμενων τεχνολογιών λογικά συγχωνευμένων μεταξύ τους σε μια φόρμα ενός αποτελεσματικού και αποδοτικού ευφυούς συστήματος.

- *COURT* (<http://www.cs.wpi.edu/Research/airg/court>): το σύστημα αυτό αναπτύχθηκε από τον Jon Kemble ως ένα ευφρές interface του δικτύου TENNIS. Χρησιμοποιεί μια παρουσίαση περιγραφικής γλώσσας για τον έλεγχο της παρουσίασης των δεδομένων. Η γλώσσα που χρησιμοποιείται από αυτό το interface επιτρέπει από κοινού την ομαδοποίηση, την ονομασία και τη συσχέτιση των δεδομένων που δεν έχουν επεξεργαστεί. Επίσης επιτρέπει χαρακτηριστικά να είναι προσαρτημένα στα δεδομένα. Το σύστημα ερμηνεύει και σχολιάζει τα δεδομένα, κάτω από τον έλεγχο της περιγραφικής γλώσσας και στη συνέχεια αναπαράγει τα δεδομένα χρησιμοποιώντας γενικές αρχές παρουσίασης εκφρασμένα σε μια βάση κανόνων.

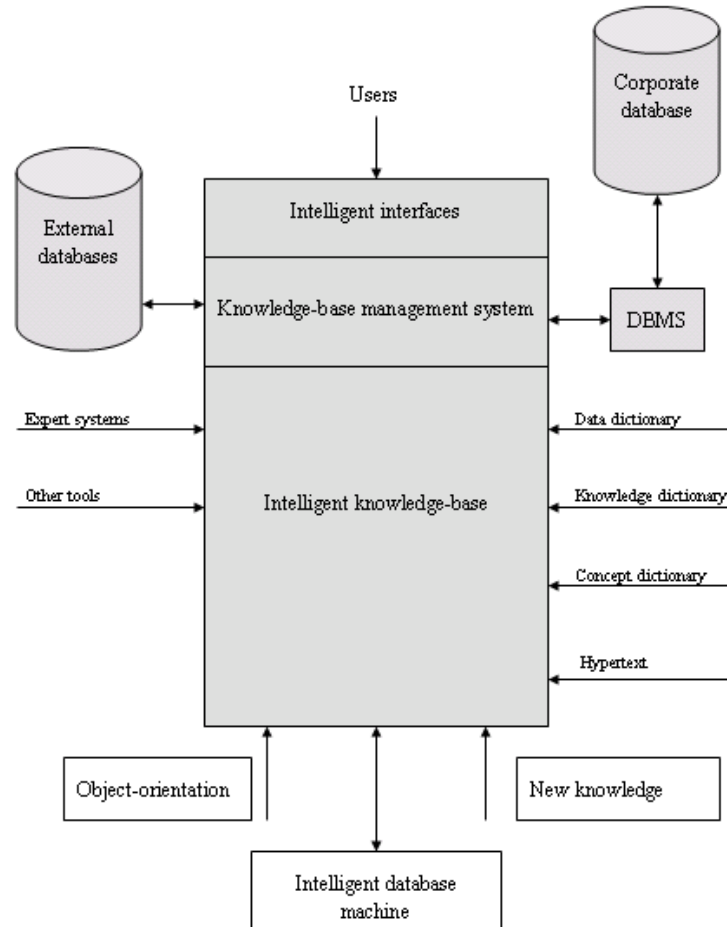
9.2.3 Ευφυείς databases

Οι σημερινές βάσεις δεδομένων πρέπει να είναι σε θέση να χειριστούν τεράστιους όγκους δεδομένων, με αποτέλεσμα να καθίσταται επιτακτική η ανάγκη για ανάπτυξη ευφών databases. Στην ανάπτυξη αυτή έδωσαν ιδιαίτερη ώθηση οι εξελίξεις σε θέματα Τεχνητής Νοημοσύνης και αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού. Στο Σχήμα 9.2 παρουσιάζεται η γενική αρχιτεκτονική μιας ευφυούς database. Παρατηρούμε ότι η αρχιτεκτονική αυτή αποτελείται από τρία επίπεδα.



Σχήμα 9.2 Η αρχιτεκτονική μιας ευφυούς database (Πηγή: Parsaye et al., 1989, Γραμματικόπουλος, 2001)

Οι μελλοντικές βάσεις δεδομένων θα είναι πολύ μεγάλες όσον αφορά το μέγεθός τους, πολύπλοκες ενώ θα ενσωματώνουν τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης. Μια πρόβλεψη για το μέλλον είναι μια ευφυής βάση δεδομένων η οποία θα εμπεριέχει μια βάση γνώσης. Στο Σχήμα 9.3 παρουσιάζεται μια τέτοια βάση δεδομένων. Όπως φαίνεται και από το σχήμα αυτή η ευφυής βάση δεδομένων έχει εισερχόμενα δεδομένα που προέρχονται από συνηθισμένες βάσεις δεδομένων, από βάσεις γνώσης Έμπειρων Συστημάτων καθώς και από νέα γνώση. Επίσης υπάρχουν εργαλεία όπως το data dictionary και το concept dictionary τα οποία δίνουν τη δυνατότητα στους χρηστές να συσχετίσουν τιμές με όρους, για παράδειγμα το ψηλό είναι μεταξύ 1.80 και 1.90 m. Το σύστημα Hypertext χρησιμοποιείται για τη σύνδεση τμημάτων ξεχωριστής πληροφορίας. Η ευφυής βάση δεδομένων συνδέεται με μια intelligent database machine, ενώ η πρόσβαση γίνεται μέσω ενός ευφυούς interface, στο οποίο οι ερωτήσεις μπορούν να γίνουν με οποιονδήποτε τρόπο (φυσική γλώσσα, χειρόγραφα ή με φωνητική κλήση) (D. Patridge and K.M Hussain, 1994).



Σχήμα 9.3 Ευφυής βάση δεδομένων (Πηγή: Patridge and Hussain, 1994, Γραμματικόπουλος, 2001)

9.2.4 Ευφυές Σύστημα Διαχείρισης της Βάσης Μοντέλων

Οι εξελίξεις σε θέματα Τεχνητής Νοημοσύνης είχαν ως αποτέλεσμα να υπάρξει συνεργασία ανάμεσα σε Τεχνητή Νοημοσύνη και σε Συστήματα Διαχείρισης της Βάσης Μοντέλων (ΣΔΒΜ). Στην περίπτωση αυτή κατά την οποία εισέρχονται τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης στα ΣΔΒΜ μιλάμε για ευφυή ΣΔΒΜ. Στη συνέχεια αναφέρονται μερικές περιπτώσεις όπου μπορεί να υπάρξει αυτή η συνεργασία (Blanning, 1987; Elam and Konsynski, 1987; Marsden and Pingry, 1988; Van Nee and Lapinsky, 1988; Liu et al., 1990; Huber, 1990; Weber et al., 1990; Colien and Sproull, 1991):

- Η εισαγωγή τεχνικών από το χώρο της Τεχνητής Νοημοσύνης μπορεί να υποβοηθήσει το χρήστη κατά τη διαδικασία χτισίματος του μοντέλου, με αποτέλεσμα να δημιουργήσει το κατάλληλο μοντέλο.
- Στην περίπτωση όπου τα ίδια τα μοντέλα περιέχουν γνώση.

- Όταν τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται προέρχονται από το χώρο της Τεχνητής Νοημοσύνης (fuzzy sets) ή χρησιμοποιούνται για να παράγουν γνώση (μηχανική μάθηση, data mining, νευρωνικά δίκτυα).
- Κατά την περίπτωση όπου ο χειρισμός και η επιλογή των μοντέλων που θα χρησιμοποιηθούν γίνεται με χρήση γνώσης.

9.2.5 Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων

Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων είναι το τμήμα εκείνο του συστήματος το οποίο περιέχει την γνώση που αναφέρεται στο χειρισμό και έλεγχο της βάσης γνώσης και ασχολείται με την εύρεση της λύσης του προβλήματος. Αποτελεί δηλαδή το μηχανισμό σκέψης του συστήματος. Η δομή του μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων εξαρτάται άμεσα από τον τρόπο με τον οποίο αναπαρίσταται και οργανώνεται η γνώση μέσα στη βάση γνώσης και από τις ιδιομορφίες του συγκεκριμένου προβλήματος. Η ποιότητά του συνδέεται με την ικανότητά του για αποτελεσματικό χειρισμό της βάσης γνώσης και γρήγορο εντοπισμό της λύσης.

Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων αποτελείται από δύο μέρη: το διερμηνέα (interpreter) και το χρονοσχεδιαστή ή επιλογέα (scheduler). Ο διερμηνέας είναι ο μηχανισμός που χειρίζεται την υπάρχουσα γνώση με σκοπό την εξαγωγή νέας γνώσης. Εφαρμόζει συγκεκριμένες τεχνικές εξαγωγής συμπερασμάτων για να εκτιμήσει τις προτάσεις, τα γεγονότα, τις σχέσεις και τους κανόνες που απαρτίζουν τη βάση γνώσης. Ο χρονοσχεδιαστής ή επιλογέας αποφασίζει πότε και με ποια σειρά θα χρησιμοποιηθούν τα διάφορα στοιχεία της βάσης γνώσης. Περιέχει γνώση εκτίμησης, η οποία εκτιμά τους εναλλακτικούς δρόμους έρευνας και γνώση ελέγχου, η οποία συντονίζει την ενεργοποίηση και των προγραμματισμό των λειτουργιών. Δηλαδή ο επιλογέας εκφράζει τη στρατηγική ελέγχου του συστήματος (Κρικέτος και Πάστρας, 1989).

Μια πολύ σημαντική λειτουργία του μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων είναι η δυνατότητα για διαχείριση της αβεβαιότητας, δηλαδή πρέπει να είναι σε θέση να χειρίζεται δεδομένα και γνώση που είναι μη-πλήρη, ανακριβή ή αβέβαια. Η αβεβαιότητα αυτή είναι το αποτέλεσμα της μη-αξιοπιστίας και της μη-πληρότητας των δεδομένων και πληροφοριών, καθώς και των διαφωνιών και των συγκρουόμενων απόψεων ανάμεσα στις πηγές των δεδομένων και ιδιαίτερα ανάμεσα στους ειδικούς. Ιδιαίτερα ο κόσμος των επιχειρήσεων και της οικονομίας κυριαρχείται από κανόνες που είναι "συνήθως αληθινοί" ή "συχνά

αληθινοί", παρά από κανόνες που είναι πάντα και απόλυτα αληθινοί. Ενώ ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων δουλεύει άψογα σε πεδία όπου υπάρχει απόλυτη βεβαιότητα, υπάρχουν προβλήματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν κατά την κατασκευή ενός μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων για συλλογιστική υπό αβεβαιότητα. Το θεμελιώδες πρόβλημα αφορά το συνδυασμό των πιθανοτικών κανόνων και γεγονότων με σκοπό την εξαγωγή πιθανοτικών συμπερασμάτων. Οι πιθανότητες πρέπει να συνδυαστούν κατάλληλα με σκοπό να δημιουργηθεί ένα μέτρο της πιθανότητας το οποίο και θα συνδεθεί με τα εξαγόμενα συμπεράσματα. Για τη συνδυάση των πιθανοτήτων χρησιμοποιούνται τρόποι όπως για παράδειγμα το θεώρημα του Bayes και η ασαφής λογική (D. Patridge and K. M. Hussain, 1994).

Συνοψίζοντας θα μπορούσε να ειπωθεί ότι ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων είναι ένα σύνολο από ρουτίνες προγραμμάτων που καταλήγει σε συμπεράσματα χρησιμοποιώντας μια ή περισσότερες στρατηγικές συλλογιστικής (ορθή ή ανάστροφη συλλογιστική) και τεχνικές αναζήτησης (κατά βάθος έρευνα, κατά πλάτος έρευνα, έρευνα με επιλογή του βέλτιστου κόμβου, ικανοποίηση περιορισμών, ανάλυση μέσων-άκρων, αλγόριθμος MINIMAX, τεχνική διακλάδωσης-οριοθέτησης, αλγόριθμος εγγύτερου γείτονα) σε μια βάση γνώσης σχεδιασμένη κατάλληλα για το συγκεκριμένο πεδίο του προβλήματος.

9.3 Εργαλεία ανάπτυξης συστημάτων

Για την ανάπτυξη ενός ευφυούς ΣΥΑ μπορεί να χρησιμοποιηθούν διάφορα εργαλεία. Μια πρώτη εναλλακτική γι' αυτό το σκοπό είναι η χρησιμοποίηση μιας γλώσσας προγραμματισμού τρίτης γενιάς, όπως για παράδειγμα οι PASCAL, BASIC και C, ή μιας γλώσσας Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως για παράδειγμα οι LISP και PROLOG. Είναι προφανές ότι οι περισσότεροι μάνατζερ δεν έχουν το χρόνο, την ικανότητα ή ακόμα και το κίνητρο για να μάθουν μια γλώσσα προγραμματισμού τρίτης γενιάς ή μια γλώσσα Τεχνητής Νοημοσύνης. Ο λόγος για αυτό είναι απλός από τη στιγμή που η τυπολογία που χρησιμοποιείται στις γλώσσες προγραμματισμού τρίτης γενιάς και στις γλώσσες Τεχνητής Νοημοσύνης δεν είναι κατανοητή στους μάνατζερ. Ακόμα και στην περίπτωση όπου μια γλώσσα προγραμματισμού διαθέτει βιβλιοθήκη γραφικών μέσω της οποίας μπορεί να καθοριστεί το interface του χρήστη, ο χρόνος που απαιτείται για να μάθει κάποιος μάνατζερ αυτή την γλώσσα είναι πάρα πολύ μεγάλος.

Για να αντιμετωπιστεί η παραπάνω δυσκολία έχουν αναπτυχθεί οι ακόλουθες εναλλακτικές για την ανάπτυξη των ευφύων ΣΥΑ (D. Patridge and K.M Hussain, 1994):

- ❑ *Περιβάλλοντα γλωσσών προγραμματισμού*: ένα περιβάλλον προγραμματισμού είναι μια γλώσσα προγραμματισμού (ή περισσότερες από μια γλώσσες προγραμματισμού) μαζί με το λογισμικό υποστήριξης, για παράδειγμα υποστήριξη με τη μορφή ενός διορθωτή (editor) ή ενός εκσφαλματωτή (debugger). Στην κατηγορία αυτή ανήκουν τα περιβάλλοντα LISP, όπως για παράδειγμα το MACLISP και το INTERLISP, και τα περιβάλλοντα PROLOG.
- ❑ *Φλοιοί ανάπτυξης ευφύων ΣΥΑ*: ένας φλοιός είναι ένα έτοιμο πρόγραμμα, το οποίο περιέχει ένα μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων και το interface του χρήστη, ωστόσο δεν περιέχει τη βάση γνώσης. Η χρησιμοποίηση ενός φλοιού μειώνει το χρόνο που απαιτείται για τη διαδικασία ανάπτυξης από το 1/3 έως το μισό. Οι φλοιοί είναι εύκολοι και γρήγοροι ως προς τη χρήση τους με αποτέλεσμα να αποτελούν μια πολύ ελκυστική επιλογή. Ωστόσο όπως συμβαίνει με όλα τα έτοιμα προγράμματα υπάρχει η περίπτωση να μην ταιριάζουν επακριβώς με το συγκεκριμένο προς επίλυση πρόβλημα. Για παράδειγμα ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων και ο τρόπος αναπαράστασης της γνώσης που παρέχει ο φλοιός δεν είναι κατάλληλα για το συγκεκριμένο πρόβλημα, με αποτέλεσμα να υπάρχει η ανάγκη τροποποίησης του φλοιού ή του προβλήματος ή και των δύο μαζί. Σε αυτή την περίπτωση φυσικά αυτές οι τροποποιήσεις κοστίζουν τόσο σε χρόνο όσο και σε χρήμα. Οι φλοιοί που συνήθως χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη των συστημάτων είναι οι 1st CLASS, ESE, Nexpert, Level5, Level5 Object, EXSYS κ.α.
- ❑ *Toolkits*: τα toolkits ονομάζονται και αλλιώς περιβάλλοντα ανάπτυξης. Τα περιβάλλοντα ανάπτυξης έχουν τα πλεονεκτήματα ενός φλοιού και επιπρόσθετα παρέχουν περισσότερη ευελιξία από ότι ο φλοιός τόσο για το μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων όσο και για την αναπαράσταση της γνώσης. Για παράδειγμα όσον αφορά την αναπαράσταση της γνώσης ένα περιβάλλον ανάπτυξης παρέχει περισσότερους από ένα τρόπους αναπαράστασης μαζί με τα κατάλληλα γραφικά εργαλεία κάνοντας έτσι το περιβάλλον εργασίας περισσότερο φιλικό και άνετο προς το χρήστη. Το πρόβλημα με τα περιβάλλοντα ανάπτυξης είναι ότι είναι πολύ ακριβά όσον αφορά την απόκτηση και τη συντήρηση και μερικές φορές ακριβά στις απαιτήσεις τους σε υλικό (hardware) και λειτουργικό σύστημα. Τα πιο γνωστά

περιβάλλοντα ανάπτυξης που χρησιμοποιούνται είναι τα ART, KEE και Goldworks.

Στον Πίνακα 1 παρουσιάζεται μια σύγκριση ανάμεσα στους διάφορους τύπους εργαλείων ανάπτυξης ευφρών ΣΥΑ.

Πίνακας 9.1 Σύγκριση ανάμεσα στους διάφορους τύπους εργαλείων ανάπτυξης ευφρών ΣΥΑ (Πηγή: Patridge and Hussain, 1994, Γραμματικόπουλος, 2001)

ΕΡΓΑΛΕΙΟ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ
Γλώσσες προγραμματισμού	<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Γενικού σκοπού <input type="checkbox"/> Μεγάλη ευελιξία <input type="checkbox"/> Δημιουργούνται κατά παραγγελία προϊόντα <input type="checkbox"/> Υψηλής απόδοσης προϊόν 	<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Δυσκολία ως προς τη χρήση <input type="checkbox"/> Απαιτούνται προγραμματιστικές δυνατότητες <input type="checkbox"/> Μεγάλη κατανάλωση χρόνου και αργοπορία στην παραγωγή <input type="checkbox"/> Το τελικό προϊόν χρειάζεται απομάκρυνση λαθών και έλεγχο <input type="checkbox"/> Μπορεί να απαιτείται εξειδικευμένο υλικό (hardware)
Περιβάλλοντα γλωσσών προγραμματισμού	<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Μεγάλη παραγωγικότητα όσον αφορά τον προγραμματιστή 	<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Απαιτείται απομάκρυνση λαθών και έλεγχος <input type="checkbox"/> Μπορεί να απαιτείται εξειδικευμένο υλικό (hardware) <input type="checkbox"/> Μπορεί να μην ταιριάζει στο συγκεκριμένο πρόβλημα
Φλοιοί	<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Οι λύσεις δε χρειάζονται απομάκρυνση σφαλμάτων <input type="checkbox"/> Ευκολία στη χρήση <input type="checkbox"/> Δεν απαιτείται εκπαίδευση όσον αφορά το χειρισμό τους <input type="checkbox"/> Η συντήρηση και η 	<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Έλλειψη ευελιξίας στην αναπαράσταση της γνώσης και στους μηχανισμούς εξαγωγής συμπερασμάτων <input type="checkbox"/> Κατάλληλοι για εξειδικευμένες περιπτώσεις <input type="checkbox"/> Μπορεί να μην ταιριάζουν

	αναβάθμιση γίνεται από τον πωλητή	καλά στο πρόβλημα
	<input type="checkbox"/> Μικρότερος χρόνος ανάπτυξης του συστήματος	
Περιβάλλοντα ανάπτυξης	<input type="checkbox"/> Μεγάλη ευελιξία και ισχύς	<input type="checkbox"/> Πολύ ακριβά και δύσκολα ως προς τη χρήση
		<input type="checkbox"/> Μπορεί να χρειάζονται εξειδικευμένο υλικό (hardware) και λειτουργικό σύστημα

Σύμφωνα με τους Michel R. Klein και Leif B. Methlie (1995) τα περιβάλλοντα ανάπτυξης ευφών ΣΥΑ είναι η καλύτερη επιλογή όσον αφορά το εργαλείο που θα χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη του συστήματος. Το πρόβλημα στη συνέχεια έγκειται στην επιλογή του κατάλληλου περιβάλλοντος ανάπτυξης. Μια κατηγορία κριτηρίων που χρησιμοποιούνται για την επιλογή αυτή είναι τα κριτήρια που σχετίζονται με τις λειτουργίες του περιβάλλοντος ανάπτυξης, όπως για παράδειγμα τα ακόλουθα:

- ☐ *Σύστημα καθορισμού γραφικής επικοινωνίας με το χρήστη.*
- ☐ *Σύστημα δημιουργίας αναφορών:* το σύστημα αυτό πρέπει να δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να καθορίζει αναφορές αλληλεπιδραστικά. Οι αναφορές αυτές πρέπει να είναι σε θέση να ενσωματώσουν αντικείμενα όπως κείμενα, πίνακες, γραφικά και video.
- ☐ *Γλώσσα μοντελοποίησης.*
- ☐ *Καθορισμός φορμών:* ο καθορισμός φορμών για τα δεδομένα εισόδου και τα αντίστοιχα όργανα ελέγχου είναι απαραίτητος.
- ☐ *Σύστημα διαχείρισης βάσεων δεδομένων:* ο πιο συχνά χρησιμοποιούμενος τύπος για την ανάπτυξη ενός περιβάλλοντος ΣΥΑ είναι ο πολυδιάστατος τύπος. Ο αντικειμενοστραφής τύπος ανάπτυξης είναι πιο ικανοποιητικός από τη στιγμή που πολύπλοκες οντότητες πρέπει να αντιμετωπιστούν για την επίλυση του προβλήματος. Ωστόσο η ικανότητα προσπέλασης ευρύτατα χρησιμοποιούμενων συγγενικών DBMS είναι ένα άλλο πολύ σημαντικό κριτήριο.

- ❑ *Βάση γνώσης*: το σημαντικό σημείο εδώ είναι ο συνδυασμός της μεθόδου αναπαράστασης γνώσης και της γνώσης που πρέπει να αναπαρασταθεί. Πολλά συστήματα επιτρέπουν τη χρήση διαφορετικών μεθόδων αναπαράστασης της γνώσης.
- ❑ *Εργαλειοθήκη*: εδώ ο σχεδιαστής του συστήματος μπορεί να βρει τους αλγόριθμους που θα του χρειαστούν για την εφαρμογή. Υπάρχουν συγκεκριμένες βιβλιοθήκες αλγορίθμων που αφορούν την οικονομία, στατιστική και προβλέψεις.
- ❑ *Σύστημα επικοινωνίας με το χρήστη*.

Μια άλλη κατηγορία κριτηρίων είναι τα κριτήρια που σχετίζονται με τις πλατφόρμες (υλικό και λειτουργικό σύστημα) μέσω των οποίων είναι διαθέσιμο το περιβάλλον. Στην περίπτωση αυτή εξετάζεται εάν το περιβάλλον είναι διαθέσιμο στις πλατφόρμες που χρησιμοποιούνται στην επιχείρηση ή είναι απαραίτητη η απόκτηση μιας νέας πλατφόρμας. Τέλος εξετάζονται κριτήρια που αφορούν την αξιοπιστία του προμηθευτή, την τιμή του περιβάλλοντος, την ποιότητα της τεκμηρίωσης και της υποστήριξης που παρέχει ο προμηθευτής.

9.4 Χαρακτηριστικά Ευφρών ΣΥΑ

Τα ΕΣΥΑ που λειτουργούν με επιτυχία, αλλά και τα υποσυστήματά τους, πρέπει να λειτουργούν με ευφυΐα και σε συνεργασία με άλλα συστήματα, μέσα σε σύνθετο περιβάλλον λειτουργίας με δυνητικά μεγάλους όγκους δεδομένων και να κάνουν κρίσεις που μοντελοποιούν αυτές των καλύτερων αρμοδίων. Είναι σημαντικό οι αρμόδιοι να διατηρούν τον έλεγχο των τελικών κρίσεων είτε εστιάζοντας σε συγκεκριμένους κανόνες εξαγωγής συμπερασμάτων, είτε τροποποιώντας τη βασική γνώση στην οποία στηρίζονται οι κρίσεις του συστήματος. Η έρευνα των Stephanie Guerlain, Donald E. Brown and Christina Mastrangelo (2000) έχει αναδείξει τα ακόλουθα υψηλού επιπέδου χαρακτηριστικά που διαθέτουν τα ΕΣΥΑ που λειτουργούν με επιτυχία:

- *Διαδραστικότητα*: το σύστημα συνεργάζεται καλά με άλλες βάσεις δεδομένων και με χρήστες και να τους επιτρέπει τη διερεύνηση των πιθανών λύσεων αντί, απλά, να τους υποδεικνύει τη βέλτιστη.
- *Εντοπισμός Γεγονότων και Αλλαγών*: το σύστημα αναγνωρίζει και ανταποκρίνεται αποτελεσματικά σε σημαντικά γεγονότα και αλλαγές.

- *Βοηθητική Αναπαράσταση:* το σύστημα αναπαριστά και τις πληροφορίες με ανθρωποκεντρικό τρόπο.
- *Εντοπισμός και Διόρθωση Λαθών:* το σύστημα ελέγχει για συνήθη λάθος συμπεράσματα στα οποία καταλήγουν οι άνθρωποι. Επιπλέον, διαθέτει κάποια γνώση των ορίων του και ελέγχει για καταστάσεις τις οποίες δεν θα ήταν ικανό να αντιμετωπίσει.
- *Πληροφορίες από τα Δεδομένα:* το σύστημα χρησιμοποιεί ευφυείς αλγοριθμικές τεχνικές για να φιλτράρει τα δεδομένα και να παράγει πληροφορίες. Αυτό μπορεί σημαίνει εξαγωγή πληροφορίας από μεγάλους όγκους δεδομένων, αλλά και διαχείριση μικρών αρχείων δεδομένων, πηγών πιθανών λαθών και σύγχυσης.
- *Ικανότητες Πρόβλεψης:* το σύστημα μπορεί να προβλέπει το αποτέλεσμα της δράσης του. Αυτό σημαίνει πρόβλεψη της μελλοντικής κατάστασης, δεδομένης της λήψης μιας απόφασης και, επιπρόσθετα, των αλλαγών που θα προκαλούσε η λήψη μιας διαφορετικής απόφασης.

Καθένα από αυτά τα χαρακτηριστικά περιγράφεται λεπτομερώς παρακάτω.

Διαδραστικότητα

Η πρώτη απαίτηση είναι το σύστημα να συνεργάζεται καλά με άλλα συστήματα, να επικοινωνεί καλά με άλλες βάσεις δεδομένων και με τους χρήστες του. Το σύστημα δεν αποφασίζει για τον «μοναδικό καλύτερο τρόπο», αλλά επιτρέπει στους χρήστες και σε «πράκτορες» να διερευνήσουν το διάστημα των εναλλακτικών λύσεων αντί να παρέχει απλά μια βέλτιστη λύση. Με αυτόν τον τρόπο ο ίδιος ευφυής αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για να παράγει το βέλτιστο σχέδιο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αξιολογήσει σχέδια που παρήγαγε ο χρήστης ή να για να παράγει ένα διαφορετικό βέλτιστο σχέδιο βασισμένο σε «πειραγμένα» δεδομένα.

Εντοπισμός Γεγονότων και Αλλαγών

Αυτό το χαρακτηριστικό παρακολουθεί τη λειτουργία του συστήματος και ειδοποιεί το χρήστη όταν αλλάξει κάποια παράμετρος του συστήματος. Κατάλληλες παράμετροι του συστήματος εντοπίζονται κατά τη στιγμή που παρατηρείται κάποια αλλαγή στη «γραμμή πλεύσης» του συστήματος και πριν προκληθεί κάποια καταστροφική βλάβη. Αυτή η τεχνική ελέγχει το σήμα και τη

μεταβλητότητα του σήματος σημαντικών παραμέτρων ή/και υποκατάστατων μεταβλητών. Όταν το σύστημα είναι σταθερό παρατηρείται ένα αποδεκτό επίπεδο τυχαιότητας.

Βοηθητική Αναπαράσταση

Όλα τα επιτυχή συστήματα αποφάσεων αναπαριστούν τις πληροφορίες και επικοινωνούν με τον χρήστη με έναν ανθρωποκεντρικό τρόπο. Δέχονται σύνθετα δεδομένα και χρησιμοποιούν εύκολα κατανοητές τεχνικές αναπαράστασης με γραφικά, όπως οθόνες επισκόπησης (overview displays) και επισημάνσεις (highlights) σημαντικών αλλαγών.

Εντοπισμός και Διόρθωση Λαθών

Το σύστημα διαθέτει κάποια γνώση των ορίων του και μπορεί να ελέγχει για καταστάσεις που το καθιστούν ανενεργό. Επιπλέον, μπορεί να ελέγχει για τυπικά λάθη εξαγωγής συμπερασμάτων από τους χρήστες. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με διάφορους τρόπους, είτε με την απευθείας αναπαράσταση της αβεβαιότητας, είτε διαθέτοντας μια βάση γνώσης με καταστάσεις που το σύστημα είναι ανίκανο να χειριστεί.

Πληροφορίες από τα Δεδομένα

Τα συστήματα αποφάσεων βοηθούν τους ανθρώπους να εξάγουν πληροφορίες μέσα από τεράστιους όγκους δεδομένων. Η συλλογή δεδομένων αυξάνει διαρκώς και όποιος προσπαθήσει να αντιμετωπίσει τον όγκο τους μπορεί να κατατροπωθεί. Για παράδειγμα στο στρατό και στην ιατρική, νέοι αισθητήρες παρέχουν αυξανόμενα ποσά δεδομένων στους αποφασίζοντες. Πολλές φορές μάλιστα οι αισθητήρες, επειδή κατασκευάζονται από διαφορετικές εταιρείες, παρέχουν διάφορες μορφές δεδομένων τα οποία χρειάζονται περαιτέρω φιλτράρισμα για να αποδώσουν τις αληθινές πληροφορίες που περιέχουν.

Οι ευφυείς αλγόριθμοι βοηθούν στη μετατροπή των δεδομένων σε πληροφορία. Δύο τέτοιες τεχνολογίες είναι οι συγχώνευση και η ανάσχυση δεδομένων (data fusion και data mining). Η συγχώνευση δεδομένων οργανώνει, συνδυάζει και ερμηνεύει πληροφορίες από διάφορες πηγές, ξεπερνώντας τη σύγχυση που προκαλείται από συγκρουόμενες αναφορές και κατακερματισμένα δεδομένα. Είναι βασική τεχνική για τη διαχείριση μιας μεγάλης γκάμας επιχειρήσεων και για στρατηγικό προγραμματισμό. Ο Πίνακας 2 παρουσιάζει συστήματα συγχώνευσης δεδομένων από το χώρο των στρατιωτικών επιχειρήσεων. Η ανάσχυση δεδομένων ασχολείται με την αυτόματη ανακάλυψη ακολουθιών και

συσχετίσεων σε μεγάλες βάσεις δεδομένων. Οι ακολουθίες αυτές μπορούν να υποδείξουν τρόπους βελτίωσης διαδικασιών, ελάττωσης κόστους, εξάλειψης λαθών και, γενικά, οργάνωσης επιχειρήσεων. Η τεχνική απαιτεί τη συγκέντρωση δεδομένων σε data warehouses ή data marts από την πλευρά των εταιρειών, για κάθε μια από τις διαδικασίες λειτουργίας τους, και αυτό μπορεί να αποβεί ιδιαίτερα κοστοβόρο για εταιρείες που έχουν αναπτυχθεί με ξεχωριστά πληροφοριακά συστήματα να υποστηρίζουν τις επιμέρους διαδικασίες τους.

Οι τεχνικές αυτές παρέχουν τα μέσα για την παραγωγή πληροφόρησης ανώτερου επιπέδου, αναπαράσταση και διαχείριση της αβεβαιότητας και εντοπισμό αλλαγών και γεγονότων. Τα περισσότερα συστήματα αποφάσεων που χρησιμοποιούν ευφυείς αλγορίθμους σχεδιασμένους να εξάγουν πληροφορίες από όγκους δεδομένων, λειτουργούν με το σύνολο, σχεδόν, των πληροφοριών που συγκεντρώνει ολόκληρη η επιχείρηση.

Πίνακας 9.2 U.S. Data Fusion Programs (Guerlain, Brown and Mastrangelo, 2000)

Πρόγραμμα	Οργανισμός	Αντικείμενο
ASAS	Στρατός	Συγχώνευση και συσχέτιση όλων των πηγών δεδομένων
JMCIS	Ναυτικό	Επεξεργασία δεδομένων για διοίκηση και έλεγχο
TBMCS	Αεροπορία	Συσχέτιση δεδομένων για τακτικές επιχειρήσεις
IAS	Πεζοναύτες	Επιχειρησιακή υποστήριξη
GCCS-M	SPAWAR	Κοινή επιχειρησιακή απεικόνιση, εργαλεία συγχώνευσης δεδομένων
DDB	DARPA	Συγχώνευση δεδομένων πολλών αισθητήρων σε πραγματικό χρόνο για την υποστήριξη αποφάσεων τακτικής ευρέως φάσματος
Wargoddess	NSA	Στρατηγική και επιχειρησιακή υποστήριξη

Hercules	BMDO	Πυραυλική άμυνα
CEC	NAVSEA	Διοικητική και επιχειρησιακή υποστήριξη
ASW Fusion	ONR	Επιχειρησιακή υποστήριξη
Sunshine	DIA	Αναλυτική υποστήριξη

Ικανότητες Πρόβλεψης

Πολλά συστήματα αποφάσεων διαθέτουν κάποια ικανότητα πρόβλεψης. Σε αυτό το χαρακτηριστικό συμπεριλαμβάνονται στρατηγικές και τακτικές ή επιχειρησιακές ικανότητες. Η στρατηγική πρόβλεψη κάνει αποτίμηση των επιπτώσεων από μεγάλες αλλαγές, ενδογενείς αλλά και εξωγενείς προς τον οργανισμό. Για παράδειγμα, πρόβλεψη των επιπτώσεων από την κατασκευή ενός νέου εργοστασίου, επανατοποθέτηση εγκαταστάσεων ή αντίδραση στην εισαγωγή ενός ανταγωνιστή σε μια νέα αγορά.

Η τακτική πρόβλεψη περιλαμβάνει αλλαγές στο βραχυπρόθεσμο μέλλον των επιχειρήσεων. Αυτός ο τύπος πρόβλεψης υποστηρίζει δραστηριότητες όπως η δημιουργία χρονοδιαγράμματος, οι αγοραπωλησίες και η διαχείριση αποθεμάτων για εμπορικές επιχειρήσεις. Σε κυβερνητικές υπηρεσίες η τακτική πρόβλεψη υποστηρίζει παραπλήσιες δραστηριότητες αλλά επιπλέον περιλαμβάνει καταστάσεις εκτάκτου ανάγκης και παροχή υπηρεσιών.

Η στρατηγική πρόβλεψη, όπως και η τακτική, μπορεί να περιλαμβάνεται στη λήψη αποφάσεων. Αυτό απαιτεί τεχνικές όπως ανάλυση «what-if», προσομοίωση και θεωρία παιγνίων. Απαιτεί επίσης γνώση των συσχετίσεων μεταξύ των μεταβλητών και ενεργοποίηση των απαραίτητων διορθωτικών ενεργειών επί των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης.

9.5 Προκαταρκτική επισκόπηση των κατασκευαστών ΕΣΥΑ

Σε έρευνα των Blair, Debenham και Edwards (1997), γίνεται προσπάθεια να διευκρινιστεί η έκταση στην οποία μια μεγάλη ομάδα κατασκευαστών ΕΣΥΑ χρησιμοποιεί 'τυποποιημένες μεθοδολογίες' για τη σχεδίαση ΕΣΥΑ. Μια μεθοδολογία καλείται 'τυποποιημένη μεθοδολογία' εάν, σε οποιοδήποτε στάδιο της διαδικασίας σχεδίασης, ένας καινούριος σχεδιαστής μπορεί να αναλάβει και

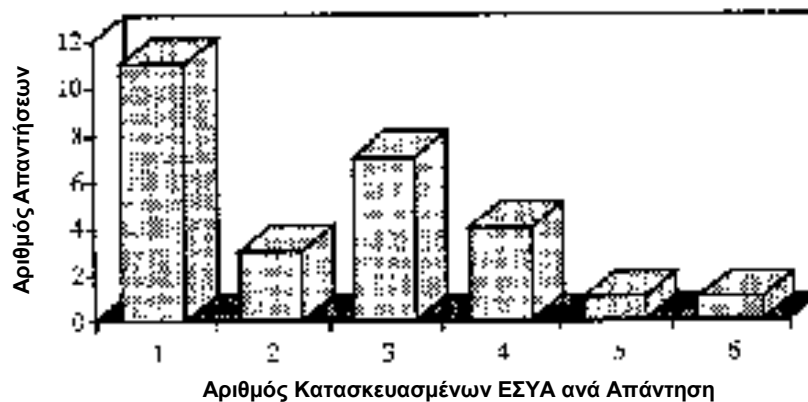
να συνεχίσει με τον ίδιο τρόπο όπως ο αρχικός σχεδιαστής, αλλιώς η μεθοδολογία καλείται 'μη τυποποιημένη'. Ένας περαιτέρω διαχωρισμός των μεθοδολογιών οδηγεί σε μεθοδολογίες σχεδίασης (design methodologies) και μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης (reuse methodologies), μια και τα δύο είδη χρειάζονται στην κατασκευή ΕΣΥΑ (Blair et al., 1995, King, 1990). Οι μεθοδολογίες σχεδίασης συχνά περιέχουν μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης, αλλά υπάρχουν διάφορες μεθοδολογίες που υποστηρίζουν μόνο την επαναχρησιμοποίηση λογισμικού.

Τον Ιανουάριο του 1994 δημιουργήθηκε μια ηλεκτρονική λίστα, με μέλη από ολόκληρο τον κόσμο, που έδειχναν ενδιαφέρον για τα ΕΣΥΑ. Σκοπός της ομάδας ήταν να προάγει και να διευκολύνει το διάλογο σχετικά με τα ΕΣΥΑ. Το Φεβρουάριο του 1994 η λίστα αριθμούσε 205 μέλη. Τα μέλη αυτά, με το χαρακτηριστικό του κοινού ενδιαφέροντος για τα ΕΣΥΑ και της παγκόσμιας εμβέλειας, κλήθηκαν να απαντήσουν στις ακόλουθες τρεις ερωτήσεις:

1. Σε πόσων ΕΣΥΑ τη σχεδίαση ή κατασκευή έχετε εμπλακεί;
2. Πόσα από αυτά αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας μια 'τυποποιημένη μεθοδολογία σχεδίασης' σε ποσοστό πάνω από 50%;
3. Πόσα από αυτά αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας μια 'τυποποιημένη μεθοδολογία επαναχρησιμοποίησης' που σας επέτρεψε να χρησιμοποιήσετε υπάρχον λογισμικό;

Οι ερωτήσεις αυτές αποτελούσαν μια προκαταρκτική έρευνα που απαντήθηκε από 27 κατασκευαστές ΕΣΥΑ, με την ακόλουθη διασπορά: 13 από τις ΗΠΑ, 6 από την Αυστραλία, 2 από τον Καναδά και άλλοι από τη Νορβηγία, τη Βρετανία, τη Γαλλία και τη Νέα Ζηλανδία.

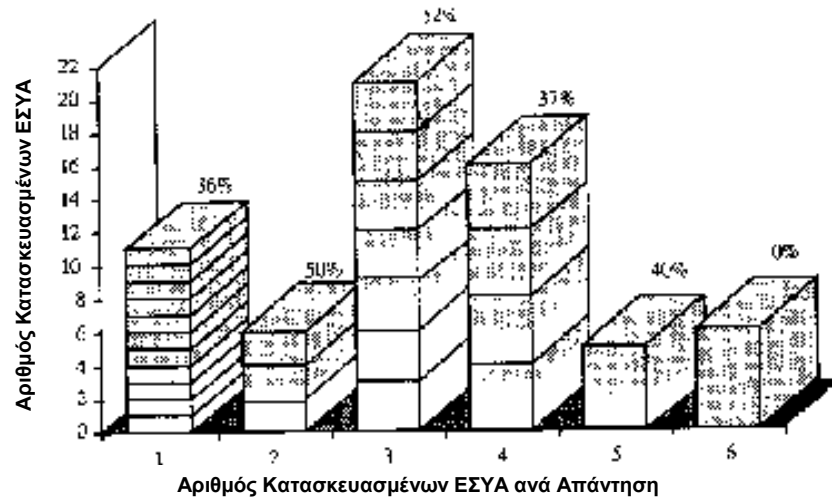
Στην ερώτηση « Σε πόσων ΕΣΥΑ τη σχεδίαση ή κατασκευή έχετε εμπλακεί;», πάνω από το 50% των κατασκευαστών ΕΣΥΑ απάντησαν ότι είχαν κατασκευάσει δύο ή περισσότερα ΕΣΥΑ. Το ιστόγραμμα του Σχήματος 9.4 παρουσιάζει τον συνολικό κατασκευαστών (όσων απάντησαν) που δήλωσαν ότι έχουν κατασκευάσει έναν ακριβή αριθμό ΕΣΥΑ. Το δείγμα δεν είναι αρκετά μεγάλο για να απεικονίσει την κατανομή της ανάπτυξης ΕΣΥΑ στη βιομηχανία.



Σχήμα 9.4 Η εμπειρία των ερωτώμενων στην ανάπτυξη ΕΣΥΑ (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Στην ερώτηση «Πόσα από τα ΕΣΥΑ αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας μια 'τυποποιημένη μεθοδολογία σχεδίασης' σε ποσοστό πάνω από 50%;», οι μισοί ερωτώμενοι απάντησαν ότι είχαν χρησιμοποιήσει τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης στην κατασκευή ΕΣΥΑ. Αν και η αναλογία αυτή συνιστά τη χρήση τυποποιημένων μεθοδολογιών σχεδίασης ΕΣΥΑ, η κατάσταση ξεκαθαρίζει όταν συγκριθεί ο συνολικός αριθμός ΕΣΥΑ με τον πραγματικό αριθμό, και όχι ποσοστό, αυτών που αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης. Από τα 65 ΕΣΥΑ που κατασκευάστηκαν, 26 μόνο αναπτύχθηκαν με τη χρήση μιας τυποποιημένης μεθοδολογίας σχεδίασης, ποσοστό που αντιπροσωπεύει μόλις το 40% των ΕΣΥΑ.

Το ιστόγραμμα του Σχήματος 9.5 αναπαριστά την κατανομή των ερωτώμενων που απάντησαν ότι χρησιμοποίησαν τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης. Όλοι όσοι έχουν κατασκευάσει τον ίδιο αριθμό ΕΣΥΑ βρίσκονται στην ίδια ομάδα. Κάθε ερωτώμενος απεικονίζεται με ένα ορθογώνιο, το ύψος του οποίου αντιστοιχεί στον αριθμό των ΕΣΥΑ που έχει κατασκευάσει. Εάν κάποιος χρησιμοποίησε τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης σε κάποιο από τα ΕΣΥΑ που ανέπτυξε, τότε αυτή η αναλογία των ΕΣΥΑ απεικονίζεται γραμμοσκιασμένη μέσα στο ορθογώνιο που αντιστοιχεί σε αυτόν τον ερωτώμενο. Για παράδειγμα, εάν κάποιος έχει αναπτύξει τέσσερα ΕΣΥΑ, με δύο από αυτά να έχουν αναπτυχθεί με τη χρήση μιας μη τυποποιημένης μεθοδολογίας σχεδίασης, τότε το μισό ορθογώνιο θα είναι γραμμοσκιασμένο. Το ποσοστό των ΕΣΥΑ που αναπτύχθηκαν με τη χρήση τυποποιημένων μεθοδολογιών σχεδίασης απεικονίζεται στην κορυφή κάθε ράβδου του ιστογράμματος.



Σχήμα 9.5 Αναλογία (μη γραμμοσκιασμένο μέρος) των ΕΣΥΑ που αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Για την τρίτη ερώτηση, «Πόσα ΕΣΥΑ αναπτύξατε χρησιμοποιώντας μια 'τυποποιημένη μεθοδολογία επαναχρησιμοποίησης' που σας επέτρεψε να χρησιμοποιήσετε υπάρχον λογισμικό;», εφτά από τους είκοσι εφτά παραδέχτηκαν ότι χρησιμοποίησαν τυποποιημένες μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης. Ένας ερωτώμενος απάντησε ότι τις χρησιμοποίησε στην ανάπτυξη δύο ΕΣΥΑ, ενώ οι υπόλοιποι έξι στην ανάπτυξη ενός μόνο ΕΣΥΑ ο καθένας.

9.6 Περιεκτική επισκόπηση των κατασκευαστών ΕΣΥΑ

Το δεύτερο βήμα της έρευνας των Blair, Debenham και Edwards ήταν να διεξάγουν μια περιεκτική επισκόπηση με σκοπό την κατανόηση και αξιολόγηση των μεθοδολογιών σχεδίασης και επαναχρησιμοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν στην κατασκευή ΕΣΥΑ.

9.6.1 Η δομή της επισκόπησης

Η μελέτη χωρίστηκε σε τρία μεγάλα τμήματα, ως ακολούθως: (1) Φύση των ΕΣΥΑ που κατασκευάστηκαν, (2) Αποδοχή της Μεθοδολογίας Σχεδίασης ΕΣΥΑ που χρησιμοποιήθηκε και (3) Αποδοχή της Μεθοδολογίας Επαναχρησιμοποίησης ΕΣΥΑ που χρησιμοποιήθηκε. Κάθε ερωτώμενος κλήθηκε να απαντήσει στα δυο πρώτα τμήματα, ενώ το τρίτο σχεδιάστηκε για εκείνους που χρησιμοποίησαν έτοιμα κομμάτια άλλων ΕΣΥΑ για να κατασκευάσουν το δικό τους.

Τμήμα Πρώτο -Φύση των ΕΣΥΑ που κατασκευάστηκαν. Ο σκοπός του πρώτου τμήματος της μελέτης ήταν να καταδείξει τη φύση των πιο πρόσφατων ΕΣΥΑ που

κατασκεύασαν οι ερωτώμενοι. Η φύση ενός ΕΣΥΑ καθορίζεται από το πεδίο της εφαρμογής στην οποία ανήκει, το είδος των αποφάσεων που υποστηρίζει, το χρόνο που χρειάστηκε για να αναπτυχθεί, τις θεωρητικές αρχές στις οποίες στηρίζεται και τα εργαλεία ανάπτυξης που χρησιμοποιήθηκαν στην κατασκευή του. Η κατάδειξη της φύσης του είναι σημαντική προκειμένου να κριθεί πόσο αποδεκτή είναι η μεθοδολογία σχεδίασης ή επαναχρησιμοποίησης που υποστήριξε την κατασκευή του. Εάν, για παράδειγμα, κάποιος κατασκευαστής πει ότι η 'τάδε' μεθοδολογία σχεδίασης είναι αποδεκτή για να υποστηρίξει την κατασκευή ενός ΕΣΥΑ και το ΕΣΥΑ είναι μεγάλου μεγέθους και αποτελούμενο από πολλούς κανόνες, τότε θα μπορούσαμε να υποθέσουμε ότι αυτή η μεθοδολογία θα είναι καλή για την ανάπτυξη μια ευρείας γκάμας ΕΣΥΑ.

Τμήμα Δεύτερο - Αποδοχή της Μεθοδολογίας Σχεδίασης ΕΣΥΑ που χρησιμοποιήθηκε. Το δεύτερο τμήμα προσδιόριζε τις μεθοδολογίες σχεδίασης που χρησιμοποίησαν οι ερωτώμενοι, και εκτίμησε την αποδοχή των μεθοδολογιών αυτών στην πράξη. Αυτό επιτεύχθηκε ρωτώντας τα εξής: πόσο αποδεκτή ήταν μια μεθοδολογία σχεδίασης για την εκπλήρωση μιας φάσης ανάπτυξης, κατά πόσον ο ερωτώμενος θεωρούσε ότι υπήρχαν χρήσιμα σχόλια, σχέδια και διαγράμματα σε κάθε φάση ανάπτυξης, καθώς και οι σοβαρές αδυναμίες και τα οφέλη που συνδέονταν με τη χρήση των μεθοδολογιών σχεδίασης. Δύο έννοιες χρησιμοποιήθηκαν για να αποτιμηθεί η νοοτροπία των ερωτώμενων σχετικά με το πόσο αποδεκτή ήταν μια μεθοδολογία σχεδίασης για την εκπλήρωση μιας φάσης ανάπτυξης των ΕΣΥΑ που κατασκεύασαν (Davis, 1989). Οι έννοιες αυτές είναι:

1. Η 'αντιληπτή ευχρηστία' από την εκπλήρωση μιας φάσης ανάπτυξης. Η *αντιληπτή ευχρηστία* είναι ο βαθμός στον οποίο ένας κατασκευαστής θεωρεί ότι μια μεθοδολογία υποστηρίζει τη διαδικασία εκπλήρωσης μιας φάσης ανάπτυξης. Η μεταβλητή που χρησιμοποιήθηκε για να εκτιμηθεί το μέγεθος της έννοιας αυτής είναι η συχνότητα και η πολυπλοκότητα των τεχνικών προβλημάτων που προέκυψαν με τη χρήση της μεθοδολογίας αυτής.
2. Η 'αντιληπτή χρησιμότητα' της εκπλήρωσης μιας φάσης ανάπτυξης. Η *αντιληπτή χρησιμότητα* είναι ο βαθμός στον οποίο ένας κατασκευαστής θεωρεί ότι το εξαγόμενο που προέκυψε από τη χρήση μιας μεθοδολογίας, συνεισφέρει στην κατασκευή ενός επιτυχούς ΕΣΥΑ. Η αντιληπτή χρησιμότητα εκτιμάται με την αποτελεσματικότητα του εξαγόμενου ως προς την κατασκευή ενός επιτυχούς ΕΣΥΑ.

Πίνακας 9.3 Πεδία εφαρμογής των ΕΣΥΑ που ερευνήθηκαν (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Ερωτώμενος	Χρόνος Περάτωσης	Πεδίο Εφαρμογής	Υποστήριξη απόφασης
Αρ.1	Ελλιπές	Αρχιτεκτονική	Υποστήριξη σχεδίασης κλπ.
Αρ.2	2 μήνες	Γεωργία	Έλεγχος παρασίτων & ζιζανίων, καλλιέργειες
Αρ.3	6 μήνες	Χρηματιστήριο	Επιλογή μετοχών, δημιουργία χαρτοφυλακίου
Αρ.4	1 έτος	Κατασκευές	Παρασκευή χάλυβα
Αρ.5	2 έτη	Ιατρική	Ερμηνεία αιμοδυναμικών ανωμαλιών
Αρ.6	2 έτη	Τραπεζική διοίκηση	Δείκτες εσωτερικής απόδοσης, κλπ.
Αρ.7	2 έτη	Έλεγχος φανών κυκλοφορίας	Έλεγχος σημάτων σε κυκλοφοριακούς κόμβους
Αρ.8	3 έτη	Τηλεπικοινωνίες	Μελλοντικές τηλεπικοινωνιακές υπηρεσίες
Αρ.9	3 έτη	Σιδηρόδρομος	Έλεγχος αντοχής σε διάφορα περιστατικά
Αρ.10	4 έτη	Επιβολή νόμου	Αποφάσεις μακροπρόθεσμης κτήσης κεφαλαίου
Αρ.11	4 έτη	Προσομοίωση	Αναγνώριση μοντέλων, εκτίμηση παραμέτρων
Αρ.12	4 έτη	Ανάκτηση πληροφοριών	Λειτουργία βάσης δεδομένων
Αρ.13	4 έτη	Ναυτιλία	Σχεδίαση ζωνών επιτήρησης ακτών

Τμήμα Τρίτο - Αποδοχή της Μεθοδολογίας Επαναχρησιμοποίησης ΕΣΥΑ που χρησιμοποιήθηκε. Το τρίτο τμήμα προσδιόριζε τις μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης που χρησιμοποίησαν οι ερωτώμενοι και εκτίμησε κατά πόσον οι μεθοδολογίες αυτές ελάττωσαν το κόστος ανάπτυξης και πόσο αποδεκτές ήταν στην πράξη. Αυτό επιτεύχθηκε ζητώντας από τους ερωτώμενους να εκτιμήσουν την αναλογία των ΕΣΥΑ που κατασκευάστηκαν με επαναχρησιμοποίηση λογισμικού, το μέγεθος και τη δομή της βιβλιοθήκης λογισμικού, την τεκμηρίωση της μεθοδολογίας επαναχρησιμοποίησης, το χρόνο ανάπτυξης που εξοικονομήθηκε με τη χρήση των μεθοδολογιών, καθώς και την αντιληπτή ευκολία χρήσης και χρησιμότητα των μεθοδολογιών που χρησιμοποιήθηκαν.

Η μελέτη εστίασε στους κατασκευαστές ΕΣΥΑ που ανταποκρίθηκαν στην προκαταρκτική έρευνα. Παρά το μικρό μέγεθος του δείγματος θεωρήθηκε ότι αυτό είναι επαρκές για να καταδείξει μια πληθώρα μεθοδολογιών σχεδίασης και

επαναχρησιμοποίησης ΕΣΥΑ, λόγω του μικρού αριθμού κατασκευαστών ΕΣΥΑ παγκοσμίως.

9.6.2 Η φύση των ΕΣΥΑ που μελετήθηκαν

Όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 9.1, όλα τα ΕΣΥΑ που μελετήθηκαν έχουν διαφορετικά πεδία εφαρμογής και έχουν ταξινομηθεί κατ' αύξουσα σειρά ανάλογα με το χρόνο περάτωσής τους. Προκύπτει ότι ο μέσος χρόνος που δαπανάται για την κατασκευή ενός από τα ΕΣΥΑ του δείγματος είναι 2,6 χρόνια, ενώ ο μέσος αριθμός κατασκευασθέντων ΕΣΥΑ ανά ερωτώμενο είναι, κατά σύμπτωση, 2,6 ΕΣΥΑ.

Το σχετικό μέγεθος κάθε κανόνα που χρησιμοποιήθηκε ως θεωρητική βάση για κάθε ΕΣΥΑ παρουσιάζεται στον Πίνακα 9.2 ως ποσοστό που αντιστοιχεί σε γραμμές κώδικα. Ας σημειωθεί ότι οι διάφορες απαντήσεις δεν αθροίζονται στο 100%, καθώς και ότι ο ερωτώμενος υπ' αριθμόν 2 απάντησε πως το γραφικό περιβάλλον αποτελεί το 80% του ΕΣΥΑ που κατασκεύασε με την ομάδα του. Ο κανόνας με τη μεγαλύτερη, κατά μέσο όρο, συνεισφορά στα ΕΣΥΑ που μελετήθηκαν είναι η Τεχνητή Νοημοσύνη (μηχανική γνώσεων) και ακολουθείται από το Γραφικό Περιβάλλον, τις Βάσεις Δεδομένων, την Προσομοίωση, τη Στατιστική, τη Μαθηματική Μοντελοποίηση, την Επιχειρησιακή Έρευνα, την Πολυκριτήρια Ανάλυση και τέλος, τη Θεωρία Κυκλοφοριακών Κόμβων.

Πίνακας 9.4 Μέσος αριθμός κανόνων (ποσοστό των γραμμών κώδικα) των ΕΣΥΑ (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Ερωτήσεις/ Ερωτώμενος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Χρόνος Περάτωσης (έτη)	0,2	0,5	1	2	2	2	2	3	3	4	4	4	8
Αριθμός Κανόνων (%):													
Τεχνητή Νοημοσύνη (μηχανική	20	30	10	10	20	20	40	40	20	80	50	50	
Επιχειρησιακή Έρευνα							30		30		20	30	
Προσομοίωση	20			20	20	30			20		10		
Στατιστική	20	10		25	25								
Μαθηματική Μοντελοποίηση	20		5		25	10					20	20	
Βάσεις Δεδομένων	40	30	20	35	10			30		20			
Γραφικό Περιβάλλον	80	30	40					45		60			
Μοντελοποίηση Κυκλοφοριακών							10						
Πολυκριτήρια Ανάλυση								15					

Τα εργαλεία ανάπτυξης που χρησιμοποιήθηκαν στην ανάπτυξη των ΕΣΥΑ παρουσιάζονται στον Πίνακα 9.3. Τα εργαλεία ανάπτυξης που χρησιμοποίησε κάθε ερωτώμενος παρατίθενται στον πίνακα ταξινομημένα με βάση τις θεωρητικές αρχές που υποστηρίζουν το εκάστοτε σύστημα. Όπως φαίνεται, χρησιμοποιήθηκε πληθώρα εργαλείων ανάπτυξης συστημάτων στην κατασκευή των ΕΣΥΑ, ενώ κανένα ΕΣΥΑ δεν αναπτύχθηκε χρησιμοποιώντας τον ίδιο συνδυασμό εργαλείων ανάπτυξης.

Πίνακας 9.5 Εργαλεία ανάπτυξης που χρησιμοποίησαν οι ερωτώμενοι (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Ερωτώμενος	Πεδίο Εφαρμογής	Εργαλεία Ανάπτυξης
Αρ.1	Αρχιτεκτονική	ReMind & Cognitive Systems (AI)
Αρ.2	Γεωργία	Borland Pascal & C++ (AI,Simulation,Statistics,MM,Database,GUI)
Αρ.3	Χρηματιστήριο	LPA Prolog (AI), Visual Basic (Statistics & GUI),Paradox(Database)
Αρ.4	Κατασκευές	Tableaux (AI), C++ (MM), Ctree (Database), X11 & Motif (GUI)
Αρ.5	Ιατρική	Process Trellis(AI, Simulation, Statistics, MM, Database)
Αρ.6	Τραπεζική διοίκηση	KPwin&VisualBasic,(AI&TextProcessing),Lotus123(Statistics), Lotus notes (Database)
Αρ.7	Έλεγχος φανών κυκλοφορίας	Lisp (AI), NETSIM (Simulation), IFPS
Αρ.8	Τηλεπικοινωνίες	Lispworks, Allegro CL & CLOS (AI), C/C++ (OR), persistent CLOS objects & GDMO (Database), X11 & Motif (GUI)
Αρ.9	Σιδηρόδρομος	Argument (AI), X11 & Motif (GUI)
Αρ.10	Επιβολή νόμου	Clips, C & Lisp(AI), Simscript II.5(Simulation),X11 & Motif (GUI)
Αρ.11	Προσομοίωση	ES Shell in house(AI),Pascal&C(OR),Fortran&C(Simulation&MM)
Αρ.12	Ανάκτηση πληροφοριών	Sun Common Lisp,SFL-frame/semantic network representation, CREEK-spreading activation method (AI), C(Database)
Αρ.13	Ναυτιλία	Goldworks (AI), FortLP(OR), Oracle & ERWin (Database)

9.6.3 Μεθοδολογίες σχεδίασης που χρησιμοποιήθηκαν

Οι ερωτώμενοι χρησιμοποίησαν πλήθος τυποποιημένων και μη τυποποιημένων μεθοδολογιών σχεδίασης, οι οποίες παρουσιάζονται στον Πίνακα 9.4. Μεγάλο μέρος αυτών είναι μη τυποποιημένες, ενώ οι περισσότερες βασίζονται, εν μέρει, σε τεχνικές δομημένης ανάλυσης και σχεδίασης. Επτά ερωτώμενοι χρησιμοποίησαν τυποποιημένες μεθοδολογίες για να σχεδιάσουν τμήματα των ΕΣΥΑ που κατασκεύασαν. Οι τυποποιημένες μεθοδολογίες που χρησιμοποιήθηκαν παρατίθενται παρακάτω, μαζί με τα ισχυρά τους σημεία και τις αδυναμίες τους.

- *OO(Object-Oriented) Analysis and Design*. Ο δεύτερος και ο τέταρτος ερωτώμενος απάντησαν ότι χρησιμοποίησαν τεχνικές αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού στη σχεδίαση των ΕΣΥΑ που κατασκεύασαν (Rumbaugh et al., 1991). Ο δεύτερος ερωτώμενος χρησιμοποίησε αντικειμενοστραφή ανάλυση και σχεδίαση μαζί με ταχεία πρωτοτυποποίηση (rapid prototyping), θεωρώντας την σαν αποτελεσματική προσέγγιση μόνο σε περιπτώσεις που το 'σύμβολαιο' μεταξύ τελικού χρήστη (πελάτη) και κατασκευαστή είναι ελαστικό.
- *D. Waterman, P. Watkins, E. Turban*. Ο έκτος ερωτώμενος χρησιμοποίησε έναν συνδυασμό μεθοδολογιών. Η μεθοδολογία ανάπτυξης Έμπειρων Συστημάτων (Waterman, 1985) χρησιμοποιήθηκε στις φάσεις Μηχανικής και Απόκτησης Γνώσεων του συστήματος. Η μεθοδολογία του Turban (Turban, 1993) χρησιμοποιήθηκε κυρίως στη φάση της Ανάλυσης Απαιτήσεων και η συλλογή μεθοδολογιών των Turban και Watkins (1988) χρησιμοποιήθηκε για την αντιμετώπιση διαφόρων ζητημάτων, όπως η απορρόφηση γνώσης από διάφορους εμπειρογνώμονες. Ο ερωτώμενος πίστευε ότι σοβαρές αδυναμίες της προσέγγισής του ήταν η λογική της και το γεγονός ότι οι μεθοδολογίες που χρησιμοποιούσε δεν ήταν συναφείς μεταξύ τους. Στα πλεονεκτήματα κατέταξε την απλότητά της, συνέπεια της τμηματικής της δομής, και την καλή τεκμηρίωση των μεθοδολογιών που χρησιμοποιούσε.
- *ARGUMENT*. Η αναπαράσταση γνώσης του εργαλείου ανάπτυξης συστημάτων, βασισμένων σε γνώση, ARGUMENT (Benchimol et al., 1987), χρησιμοποιήθηκε από τον ένατο ερωτώμενο για την εκτέλεση της φάσης

- Μηχανικής Γνώσης. Θεωρούσε ότι η αναπαράσταση αυτή βοηθούσε την απλοποίηση της διαχείρισης γνώσης του ΕΣΥΑ που ανέπτυξε.
- *Expert-Based Systems*. Ο έβδομος ερωτώμενος έκανε εκτεταμένη χρήση της μεθοδολογίας των Έμπειρων Συστημάτων (Goul and Tonge, 1987) για να αναπτύξει πέντε ΕΣΥΑ. Θεωρούσε ότι μεγάλη αδυναμία της μεθοδολογίας αυτής αποτελεί η μεγάλη πίεση που ασκείται για να συμβιβαστούν οι γνώσεις των εμπειρογνώμόνων με τις απαιτήσεις των τελικών χρηστών του συστήματος. Ατού του συστήματος αποτελεί το γεγονός ότι όταν ολοκληρωθεί θα διαθέτει μοναδικής σημασίας δεδομένα από όλους τους εμπλεκόμενους στην ανάπτυξή του.
 - *KADS*. Η μεθοδολογία KADS (Tansley and Hayball, 1993) χρησιμοποιήθηκε από τον ενδέκατο ερωτώμενο για την εκτέλεση των φάσεων της Ανάλυσης Απαιτήσεων, της Απόκτησης Γνώσης και της Μηχανικής Γνώσεων του ΕΣΥΑ. Ο ερωτώμενος θεωρούσε αδυναμία της μεθοδολογίας το γεγονός ότι δεν είναι πάντα προσαρμόσιμη σε πραγματικά προβλήματα, ενώ ισχυρό της σημείο ότι τυποποιούσε τις φάσεις ανάπτυξης του συστήματος.
 - *METAKREK, ACKnowledge and Creek*. Ο δωδέκατος ερωτώμενος χρησιμοποίησε τις ακόλουθες μεθοδολογίες σχεδίασης και εργαλεία ανάπτυξης: (1) METAKREK methodology (Solvberg et al., 1988), (2) ACKnowledge Knowledge Engineering Workbench (KEW) (Jullien et al., 1992), (3) Creek knowledge analysis approach (Aamodt, 1990b), (4) Knowledge Modelling approach (Aamodt, 1990a), (5) Knowledge Representation approach (Aakvik et al., 1991). Οι μεθοδολογίες METAKREK και ACKnowledge χρησιμοποιήθηκαν μαζί στην φάση Απόκτησης Γνώσης. Οι μεθοδολογίες METAKREK και Creek knowledge analysis χρησιμοποιήθηκαν για να εκτελέσουν τη Μηχανική Γνώσεων του συστήματος. Ο δωδέκατος ερωτώμενος ισχυρίστηκε ότι σοβαρές αδυναμίες της προσέγγισής του αποτελούν η ασάφεια της αποστολής και του πεδίου εφαρμογής του συστήματος, και η ασάφεια στη δομή της γνώσης και των πληροφοριών που διαχειρίζεται το σύστημα. Μεγάλα της πλεονεκτήματα η ευελιξία και η χρησιμότητα των αρχών που τη διέπουν.

Όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 9.4, οι ερωτώμενοι υπ' αριθμόν 12 και 7 ήταν οι μόνοι που χρησιμοποίησαν τυποποιημένες μεθοδολογίες σε ποσοστό πάνω

από 50 %, για την κατασκευή ΕΣΥΑ. Ο ερωτώμενος υπ' αριθμόν 10 δεν περιλαμβάνεται σ' αυτούς, καθώς δεν διευκρίνισε την ιδιαίτερη μεθοδολογία σχεδίασης συστημάτων που χρησιμοποίησε.

Πίνακας 9.6 Μεθοδολογίες σχεδίασης που χρησιμοποίησαν οι ερωτώμενοι (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Ερωτώμενος	Χρόνος Περάτωσης	Χρήση(%)	Χρησιμοποιούμενη Μεθοδολογία	Πεδίο Εφαρμογής
Αρ.1	Ελλιπές	0	Δεν χρησιμοποιήθηκε μεθοδολογία	Αρχιτεκτονική
Αρ.2	2 μήνες	0	Πρωτότυπη (OO based)	Γεωργία
Αρ.3	6 μήνες	0	Αβέβαιη	Χρηματιστήριο
Αρ.4	1 έτος	10	OO analysis and design	Κατασκευές
Αρ.5	2 έτη	0	Ασαφής	Ιατρική
Αρ.6	2 έτη	30	D. Waterman, P. Watkins, E. Turban	Τραπεζική διοίκηση
Αρ.7	2 έτη	100	Βασισμένη σε Έμπειρα Συστήματα	Έλεγχος φανών
Αρ.8	3 έτη	0	Ασαφής (SADT based)	Τηλεπικοινωνίες
Αρ.9	3 έτη	15	Hierarchy of schemata in ARGUMENT	Σιδηρόδρομος
Αρ.10	4 έτη	100	Iterative prototype – SADT	Επιβολή νόμου
Αρ.11	4 έτη	30	KADS	Προσομοίωση
Αρ.12	4 έτη	70	METAKREK, ACKnowledge(Esprit-II project), Creek knowledge analysis approach	Ανάκτηση πληροφοριών
Αρ.13	4 έτη	0	Ασαφής. E/R Modelling for database component, Rapid prototyping used for early phases	Ναυτιλία , Μεταφορές

9.6.4 Αξιολόγηση των μεθοδολογιών σχεδίασης

Οι αδυναμίες και τα προτερήματα που παρατέθηκαν προηγουμένως δίνουν μια εικόνα του πόσο αποδεκτή είναι κάθε μεθοδολογία για τη σχεδίαση ΕΣΥΑ. Σε αυτή την παράγραφο περιγράφεται η αποδοχή που είχαν οι μεθοδολογίες σχεδίασης για κάθε ερωτώμενο κατά την ανάπτυξη των ΕΣΥΑ.

Εύκολα αντιλαμβάνεται κανείς τη δυσκολία στην ακριβή εκτίμηση της αποδοχής που έτυχαν οι μεθοδολογίες σχεδίασης, καθώς οι περισσότερες από αυτές δεν διακρίνονται από συγκεκριμένες φάσεις υλοποίησης και χρησιμοποιούν

διαφορετική ορολογία για να ορίσουν τη σχεδίαση ΕΣΥΑ. Επιπροσθέτως, υπάρχουν φάσεις ανάπτυξης που ονομάζονται διαφορετικά σε κάποιες μεθοδολογίες. Για το λόγο αυτό εστάλη στους ερωτώμενους μια λίστα με φάσεις ανάπτυξης που θα μπορούσαν να έχουν εκπληρώσει, η οποία περιελάμβανε: Requirements Analysis (RA), Reuse Analysis (SRA), Knowledge Acquisition (KA), Knowledge Engineering (KE), Conceptual Design (CD), Graphical User Interface Design (UI), External Design (ED), Internal Design (ID), Testing (T).

9.6.4.1 Αντιληπτή χρησιμότητα των μεθοδολογιών

Από κάθε ερωτώμενο ζητήθηκε να κατατάξει την αντιληπτή χρησιμότητα των μεθοδολογιών σχεδίασης που χρησιμοποίησε για την εκπλήρωση κάθε φάσης ανάπτυξης του ΕΣΥΑ που κατασκεύαζε. Για τη μέτρησή της χρησιμοποιήθηκε μια κλίμακα πέντε σημείων: ο αριθμός 1 αντιπροσωπεύει την έννοια 'πολύ φτωχή', το 2 'φτωχή', το 3 'μέτρια', το 4 'καλή' και το 5 'πολύ καλή'. Οι απαντήσεις παρατίθενται στον Πίνακα 9.5, με X όπου δεν υπήρχε απάντηση όπως στην περίπτωση του δεύτερου ερωτώμενου ο οποίος χρησιμοποίησε πρωτότυπη μεθοδολογία με φάσεις ανάπτυξης που δεν έχουν σαφώς καθοριστεί. Όπως δείχνει η στήλη 'μέση τιμή', τα δύο τρίτα των ερωτώμενων θεωρούν ότι η χρησιμότητα των μεθοδολογιών που χρησιμοποίησαν ήταν λιγότερο από 'καλή', με μοναδικό αυτόν που χρησιμοποίησε τη μεθοδολογία EBS να τη θεωρεί ως 'πολύ καλή' και δύο ακόμα να θεωρούν τις δικές τους σχεδόν 'καλές'.

Πίνακας 9.7 Αντιληπτή χρησιμότητα των μεθοδολογιών κατά την εκτέλεση κάθε φάσης ανάπτυξης (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Μεθοδολογίες ερωτώμενου / Φάσεις ανάπτυξης	RA	SRA	KA	KE	CD	UI	ED	ID	T	Μέση τιμή
1. Δεν χρησιμοποιήθηκε	4		2	3	3	3				3
2. Πρωτότυπη (OO based)	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
3. Αβέβαιη			3	4	4	4			X	3,8
4. OO analysis and design	3		2		3				3	3
5. Ασαφής	3	4	3	4	4	4	4	4	3	3
6. D. Waterman, P. Watkins, E. Turban	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	3	2,5
7. Βασισμένη σε Έμπειρα Συστήματα										5
8. Ασαφής (SADT based)	3		4	3	3	3			3	3,2

9. Hierarchy of schemata in ARGUMENT	3		3		1	2			2
10. Iterative prototype – SADT	1	3	2	2	3	3	2	3	2,4
11. KADS	X		4	5	X	X	X	4	4
12. METAKREK, ACKnowledge (Esprit-II project), Creek knowledge analysis approach	3	2	3	2	X	X	X	X	2
13. Ασαφής, E/R Modelling for database component, Rapid prototyping used for early phases.	3		4	4	4	3	3	4	3,6

Οι μισοί ερωτώμενοι απάντησαν ότι υπήρχαν αρκετά χρήσιμα σχόλια και σχήματα, ενώ για μερικούς οι μεθοδολογίες που χρησιμοποίησαν περιείχαν πλήθος βοηθητικών σχολίων και σχημάτων. Πιο συγκεκριμένα, στη μεθοδολογία KADS τα Διαγράμματα Ροής Δεδομένων (Data / Control Flow Diagrams) θεωρήθηκαν χρήσιμα για την ανάλυση επαναχρησιμοποίησης, τα Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees) και τα Διαγράμματα Συσχετίσεων (Relational Diagrams) θεωρήθηκαν χρήσιμα για την Απόκτηση Γνώσης, ενώ οι Κανόνες Εξαγωγής Συμπερασμάτων φάνηκαν χρήσιμοι στη φάση της Μηχανικής Γνώσεων. Στις μεθοδολογίες METAKREK, ACKnowledge και Creek βρέθηκε ότι τα Δομημένα Δίκτυα Κανόνων (SGN, Structured Grammar Networks) φάνηκαν χρήσιμα στη φάση Απόκτησης Γνώσης, ενώ τα Εννοιολογικά Διαγράμματα Δικτύων (Semantic Network Charts) και τα (Object Description Diagrams) χρησίμευσαν κατά τη φάση της Μηχανικής Γνώσεων. Τέλος, ο ερωτώμενος υπ' αριθμόν 5 που ανέπτυξε το ιατρικό ΕΣΥΑ υποστήριξε ότι το εργαλείο 'Process Trellis' του παρείχε χρήσιμα διαγράμματα, σχόλια και σχήματα για την εκπλήρωση της φάσης της Μηχανικής Γνώσης.

9.6.4.2 Αποδοχή των μεθοδολογιών σχεδίασης

Η αντιληπτή χρησιμότητα και ευχρηστία των μεθοδολογιών για κάθε φάση ανάπτυξης παρατίθενται στον Πίνακα 9.6, με την τιμή της αντιληπτής χρησιμότητας να προηγείται αυτής της αντιληπτής ευκολίας χρήσης. Τα αποτελέσματα έχουν κανονικοποιηθεί έτσι, ώστε να είναι συγκρίσιμα μεταξύ των ερωτώμενων. Η κανονικοποίηση έχει γίνει κατ' αύξουσα σειρά, με τον αριθμό

ένα να καταδεικνύει ότι η συγκεκριμένη μεθοδολογία μιας φάσης ανάπτυξης είτε ήταν η 'φτωχότερη', είτε είχε τα 'φτωχότερα' αποτελέσματα.

Πίνακας 9.8 Αντιληπτή χρησιμότητα και ευχρηστία κάθε φάσης ανάπτυξης χρησιμοποιώντας μεθοδολογίες σχεδίασης (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Μεθοδολογίες ερωτώμενου / Φάσεις ανάπτυξης	RA	SRA	KA	KE	CD	UI	ED	ID	T
1. Δεν χρησιμοποιήθηκε	3,5		1,4	2,1	2,3	2,2			
2. Πρωτότυπη (OO based)	X,X	X,X	X,X	X,X	X,X	X,X	X,X	X,X	X,X
3. Αβέβαιη			1,1	2,2	2,X	2,X			X,X
4. OO analysis and design	2,2		1,1			2,3			2,4
5. Ασαφής	2,1	3,3	1,2	2,3	3,3	3,3	3,4	3,3	2,3
6. D. Waterman, P. Watkins, E. Turban	1,6		1,4	1,5	1,7	1,3	1,2	1,1	1,X
7. Βασισμένη σε Έμπειρα Συστήματα									
8. Ασαφής (SADT based)	1,6		2,5	1,4	1,1	1,2			1,3
9. Hierarchy of schemata in ARGUMENT	3,2		3,4		1,1	2,3			
10. Iterative prototype – SADT	1,1	3,4	2,2	2,2	3,5	3,3	2,6	3,6	3,7
11. KADS	X,3		1,2	2,1	X,2	X,4	X,3	1,2	X,2
12. METAKREK, ACKnowledge (Esprit-II project), Creek knowledge analysis approach	2,4	1,1	2,2	1,3	X,6	X,9	X,8	X,7	X,5
13. Ασαφής. E/R Modelling for database component, Rapid prototyping used for early phases.	1,3		2,3	2,3	2,3	1,3	1,1	2,2	2,3
Μέση τιμή	1,8, 3,3	2,3, 2,7	1,5, 2,7	1,7, 2,7	1,9, 3,4	1,9, 3,5	1,8, 4	2, 3,5	1,8, 3,9

9.6.4.3 Μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης που χρησιμοποίησαν οι ερωτώμενοι

Από τους 13 ερωτώμενους, οκτώ απάντησαν ότι δε χρησιμοποίησαν υπάρχον λογισμικό καθώς δεν υπήρχε διαθέσιμη κάποια βιβλιοθήκη πακέτων λογισμικού για να απευθυνθούν κατά την ανάπτυξη του ΕΣΥΑ τους. Ο κυριότερος λόγος ήταν ότι οι περισσότεροι εισήγαγαν την τεχνολογία των ΕΣΥΑ για να υποστηρίξουν σύνθετα προβλήματα, για παράδειγμα στην ιατρική και την αρχιτεκτονική, τα οποία προηγουμένως δεν υποστηρίζονταν με τη χρήση λογισμικού.

Από τους πέντε ερωτώμενους που απάντησαν ότι χρησιμοποίησαν υπάρχον λογισμικό, τέσσερις χρησιμοποίησαν μια μη τυποποιημένη μεθοδολογία που βασιζόταν περισσότερο σε προφορική επικοινωνία (word of mouth), παρά σε γραπτή τεκμηρίωση. Ο ερωτώμενος που χρησιμοποίησε μια τυποποιημένη μεθοδολογία επαναχρησιμοποίησης κατείχε τη 'Μεθοδολογία Επαναχρησιμοποίησης Λογισμικού ΕΣΥΑ' (IDSS Software Component (SC) Reuse Methodology, (Blair, 1994b)). Οι απαντήσεις των πέντε αυτών ερωτώμενων παρατίθενται στον Πίνακα 9.7. Κρίνεται απαραίτητο να διευκρινιστούν οι απαντήσεις του δεύτερου και του ένατου ερωτώμενου. Ο δεύτερος απάντησε ότι το 80% των ΕΣΥΑ του κατασκευάστηκε από επαναχρησιμοποιήσιμο λογισμικό κατασκευής Γραφικού Περιβάλλοντος (GUI). Ο ένατος απάντησε ότι κατασκεύασε το 50% των ΕΣΥΑ του από επαναχρησιμοποιήσιμο λογισμικό κατασκευής Έμπειρων Συστημάτων (ES) και Γραφικού Περιβάλλοντος (GUI).

Από τους ερωτώμενους που απάντησαν ότι χρησιμοποίησαν υπάρχον λογισμικό, ένας μόνο υποστήριξε ότι η επαναχρησιμοποίηση λογισμικού δεν μείωσε το κόστος ανάπτυξης ενός ΕΣΥΑ. Ο ερωτώμενος αυτός ανέπτυξε το πρωτότυπο 'γεωργικό' ΕΣΥΑ μέσα σε δύο μήνες, με το 80% του ήδη κατασκευασμένο από επαναχρησιμοποιήσιμο λογισμικό. Υποστήριξε όμως ότι δεν εξοικονομήθηκε καθόλου χρόνος καθώς το λογισμικό που επαναχρησιμοποιήθηκε ήταν δυσνόητο. Οι υπόλοιποι τέσσερις υποστήριξαν ότι παρατήρησαν μείωση του κόστους ανάπτυξης των ΕΣΥΑ κατά 7% περίπου, με τη χρήση επαναχρησιμοποιήσιμου λογισμικού.

Πίνακας 9.9 Μη τυποποιημένες και τυποποιημένες μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης που χρησιμοποίησαν οι ερωτώμενοι (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

Ερωτώμενος	Αναλογία Επαναχρησι- μοποίησης	Χρησιμοποιούμενη Μεθοδολογία	Μέγεθος Βιβλιοθήκης	Βιβλιοθήκη
Αρ.2	80%	Word of mouth	101-300	Καλά δομημένη
Αρ.6	20%	IDSS SC Reuse Methodology	Κάτω από 100	Ημι-δομημένη
Αρ.9	50%	Word of mouth	Κάτω από 100	Καλά δομημένη
Αρ.10	10%	Word of mouth	Κάτω από 100	Αδόμητη
Αρ.11	20%	Word of mouth	Κάτω από 100	Αδόμητη

9.7 Ανάλυση των τυποποιημένων μεθοδολογιών σχεδίασης ΕΣΥΑ

Μέσα από τη μελέτη αναδείχθηκαν έξι κύριες τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης:

1. Expert-Based Systems methodology (Goul and Tonge, 1987)
2. 'MEDESS' Expert Support System methodology (Van Weelderen, 1991)
3. Visual Interactive Modelling methodology (Angehrn and Luthi, 1990)
4. Intelligent Decision System methodology (Holtzman, 1989)
5. Knowledge Based Decision Support System methodology (Klein and Methlie, 1991)
6. Text Analysis Approach (McGovern et al., 1991)

Σε αυτήν την παράγραφο θα γίνει ανασκόπηση και σύγκριση των έξι αυτών μεθοδολογιών με τη βοήθεια πλαισίου εργασίας που δημιουργήθηκε για το σκοπό αυτό.

9.7.1 Ένα πλαίσιο για σύγκριση

Οι μεθοδολογίες σχεδίασης λογισμικού διαφέρουν ουσιαστικά και ως προς τις φάσεις ανάπτυξής τους και ως προς τον τρόπο χειρισμού των φάσεων αυτών. Για να συγκριθούν οι μεθοδολογίες σχεδίασης ΕΣΥΑ, δημιουργήθηκε ένα πλαίσιο εργασίας το οποίο επιχειρεί να αποτιμήσει αποτελέσματα κάθε μεθοδολογίας. Το πλαίσιο αυτό αναπτύχθηκε συνδυάζοντας τα πλαίσια εργασίας από Knowledge

Acquisition (Fensel and Poeck, 1994; Carbach et al., 1990; Neale, 1988), KBS Conceptual Modelling (Fensel and Van Harmelen, 1994), Knowledge Engineering in its entirety (Clark, 1992), DSSs (Saxena and Siu, 1989; Sol, 1990), και χρησιμοποιώντας κριτήρια για την κατασκευή ΕΣΥΑ όπως αυτά περιγράφονται από τον Holtzman (1989), αλλά και κριτήρια για την επαναχρησιμοποίηση λογισμικού των Biggerstaff and Perlis (1989) και τη σχεδίαση γραφικού περιβάλλοντος χρήστη των Angehrn and Luthi (1990).

Οι μεθοδολογίες αξιολογούνται για την υποστήριξη που παρέχουν στις εξής φάσεις ανάπτυξης: 'Knowledge Acquisition / Requirements Analysis', 'Conceptual Design', 'External Design', 'Internal Design', 'Reuse Analysis', 'Graphical User Interface Design'. Το πλαίσιο εργασίας αποτελείται από μια ακολουθία ομάδων. Κάθε ομάδα αποτελείται από μια σειρά ερωτήσεων αναφορικά με μια φάση ανάπτυξης, που παρατίθενται στο Παράρτημα Α. Παρακάτω διευκρινίζεται το περιεχόμενο κάθε ομάδας.

- *Ομάδα KA: Knowledge Acquisition / Requirements Analysis.* Σε αυτό το πλαίσιο εργασίας συνδυάστηκαν οι φάσεις Απόκτησης Γνώσης (KA) και Ανάλυσης Απαιτήσεων (RA) με αποτελέσματα πρόσφατων ερευνών που υποστηρίζουν ότι υπάρχει σημαντική επικάλυψη μεταξύ τους (Sharp, 1994). Γενικά, η φάση KA/RA καθορίζει την προβληματική που καλείται να αντιμετωπίσει το ΕΣΥΑ, αλλά και τι πρέπει να κάνει.
- *Ομάδα CD: Conceptual Design.* Η φάση ξεκινάει με τον καθορισμό των απαιτήσεων δεδομένο από τη φάση KA/RA και κατασκευάζει ένα ολοκληρωμένο μοντέλο του, υπό υλοποίηση, συστήματος το οποίο καλείται 'θεμελιώδες μοντέλο' (conceptual model). Το 'θεμελιώδες μοντέλο' είναι μια περιγραφή του πώς οι απαιτήσεις θα καλυφθούν, ανεξάρτητα από τον τρόπο υλοποίησης του συστήματος (Klein and Methlie, 1995; Debenham, 1995).
- *Ομάδα ED: External Design.* Η φάση της εξωτερικής σχεδίασης (ED) ξεκινάει με το θεμελιώδες μοντέλο και κατασκευάζει το *εξωτερικό μοντέλο* που είναι μια, ανεξαρτήτως υλοποίησης, λειτουργική περιγραφή του πώς το θεμελιώδες μοντέλο μπορεί να εξελιχθεί να κάνει αυτό που απαιτείται (Debenham, 1995).
- *Ομάδα ID: Internal Design.* Η φάση της εσωτερικής σχεδίασης (ID) ξεκινάει με το εξωτερικό μοντέλο και κατασκευάζει το *εσωτερικό μοντέλο* που είναι

μια, ανεξαρτήτως υλοποίησης, λειτουργική περιγραφή επακριβώς του πώς το εξωτερικό μοντέλο θα έπρεπε να εξελιχθεί (Debenham, 1995).

- *Ομάδα SRA: Software Reuse Analysis.* Ορίζεται ως η διαδικασία χρήσης υπάρχοντος λογισμικού στην κατασκευή συστημάτων, με σκοπό τη μείωση του κόστους ανάπτυξης (Biggerstaff and Perlis, 1989). Στο πλαίσιο εργασίας η διαδικασία χρήσης υπάρχοντος λογισμικού διαχωρίζεται από άλλες φάσεις ανάπτυξης, καθώς είναι μια σημαντική πτυχή της κατασκευής ενός ΕΣΥΑ (Blair et al., 1995; King, 1990).
- *Ομάδα UI: Graphical User Interface Design.* Η σχεδίαση γραφικού περιβάλλοντος χρήστη είναι η διαδικασία καθορισμού του τρόπου επικοινωνίας μεταξύ του αποφασίζοντα και του συστήματος. Η φάση περιλαμβάνεται στο πλαίσιο εργασίας καθώς αποτελεί σημαντικό παράγοντα για την κατασκευή ενός αποτελεσματικού ΕΣΥΑ (Angehrn and Luthi, 1990).

9.7.2 Οι μεθοδολογίες σχεδίασης ΕΣΥΑ

Expert-based systems methodology (EBS)

Η μεθοδολογία σχεδίασης Έμπειρων Συστημάτων (Goul and Tonge, 1987) βασίζεται στο παράδειγμα ROMC (Carlson, 1983) που εστιάζει σε 'απεικονίσεις', 'διεργασίες', 'βοηθήματα' και 'μηχανισμούς ελέγχου'. Η *απεικόνιση* καθορίζει το πώς ένα ΕΣΥΑ δομείται και παρουσιάζεται στο χρήστη. Τα *βοηθήματα* είναι εργαλεία που επιτρέπουν στο χρήστη να εγγράφει προσωπικές παρατηρήσεις και περιλαμβάνουν προγράμματα όπως σημειωματάρια, λεξικό, ευρετήριο. Οι *διεργασίες* είναι εσωτερικές λειτουργίες του συστήματος που δε μπορούν να μεταβληθούν από το χρήστη, ενώ οι *μηχανισμοί ελέγχου* είναι λειτουργίες που μπορεί να επιλέξει ο χρήστης. Τα βασικότερα βήματα της μεθοδολογίας παρατίθενται παρακάτω.

Βήμα 1: Ο εμπειρογνώμονας επιλέγει ένα περιβάλλον για να προσομοιώσει το σύστημα. Το περιβάλλον αυτό παρέχει απεικονίσεις του συστήματος, όπως πίνακα περιεχομένων, λεξικό δεδομένων και σημειωματάριο.

Βήμα 2: Ο αναλυτής, με τη βοήθεια του εμπειρογνώμονα, διασπά το σύστημα σε επιμέρους υποσυστήματα και προσδιορίζει τον τρόπο αναπαράστασής τους.

Βήμα 3: Ο αναλυτής ζητά από τον εμπειρογνώμονα να περιγράψει τέσσερις τάξεις διεργασιών: (α) ερωτήσεις προς και πιθανές απαντήσεις από το σύστημα και κάθε υποσύστημα, (β) συστάσεις του συστήματος για διερεύνηση συγκεκριμένου υποσυστήματος, (γ) συμβουλές προς τον χρήστη, (δ) ολοκληρωμένα συμπεράσματα που θα πρέπει να προβάλλονται στο χρήστη.

Βήμα 4: Καθορίζονται τα βοηθήματα που το ΕΣΥΑ θα πρέπει να παρέχει στον χρήστη.

Βήμα 5: Ο ‘προσανατολισμός’ των συμβουλών που περιέχει το σύστημα καθορίζεται από τον εμπειρογνώμονα και τον αναλυτή. Ο *προσανατολισμός* είναι μια κατηγορία συμβουλών που προσφέρονται.

Βήμα 6: Ο αναλυτής αναπτύσσει το μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων.

Βήμα 7: Ο αναλυτής δημιουργεί ένα πρωτότυπο του συστήματος το οποίο ελέγχει ο εμπειρογνώμονας.

Βήμα 8: Τα σχόλια που προκύπτουν χρησιμοποιούνται κατά την κατασκευή του τελικού προϊόντος.

Βήμα 9: Αναπτύσσεται η μονάδα εκμάθησης του μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων.

Βήμα 10: Πραγματοποιείται έλεγχος της λειτουργίας του συστήματος.

Intelligent decision systems methodology (IDS)

Η μεθοδολογία Ευφυών Συστημάτων Αποφάσεων (Holtzman, 1989) επεκτείνει την παραδοσιακή μέθοδο ανάλυσης αποφάσεων. Αποτελείται από δύο διακριτές μεθόδους: την ‘αιτιοκρατική μέθοδο’ και την ‘πιθανοθεωρητική’ μέθοδο. Η *αιτιοκρατική μέθοδος* κατασκευάζει ένα αιτιοκρατικό μοντέλο απόφασης του υπό επίλυση προβλήματος και απαλείφει τις μεταβλητές του μοντέλου που δεν παρουσιάζουν ευαισθησία σε διακυμάνσεις των τιμών τους. Η *πιθανοθεωρητική μέθοδος* είναι η διαδικασία εμπλουτισμού του μοντέλου απόφασης με κριτήρια, πιθανότητες και με μια συνάρτηση χρησιμότητας. Κάθε μέθοδος χωρίζεται σε φάσεις οι οποίες εκτελούνται επαναληπτικά με σκοπό τη βελτίωση του μοντέλου (για παράδειγμα, σε ακρίβεια και αρτιότητα).

Η αιτιοκρατική μέθοδος αποτελείται από τρεις φάσεις: ‘ανάπτυξη βάσης’, ‘αιτιοκρατική ανάλυση ευαισθησίας’ και ‘αιτιοκρατική εκτίμηση βάσης’, οι οποίες εκτελούνται με τη σειρά που αναφέρθηκαν. Η *ανάπτυξη βάσης* είναι η κατασκευή της *βάσης αποφάσεων*, δηλαδή ενός τυποποιημένου μοντέλου λήψης

αποφάσεων στην πιο περιεκτική του μορφή. Η *αιτιοκρατική ανάλυση ευαισθησίας* είναι η διαδικασία μείωσης του μεγέθους της βάσης αποφάσεων με την απαλοιφή μη κρίσιμων μεταβλητών (για παράδειγμα, μη ευαίσθητων μεταβλητών). Η *αιτιοκρατική εκτίμηση βάσης* είναι η διαδικασία αναθεώρησης της βάσης αποφάσεων ώστε να διασφαλιστεί ότι είναι πλήρης, ακριβής και ότι όλες οι μη κρίσιμες μεταβλητές έχουν απαλειφθεί.

Η πιθανοθεωρητική μέθοδος περιλαμβάνει τρεις φάσεις: 'πιθανότητες και ποσοτικοποίηση ρίσκου', 'υπολογισμοί θεωρίας αποφάσεων' και 'υποδείξεις και εκτίμηση βάσης'. Η φάση *πιθανότητες και ποσοτικοποίηση ρίσκου* αποτελείται από την αποτίμηση των πιθανοτήτων και του ρίσκου και την αξιολόγηση της ευαισθησίας τους. Η φάση *υπολογισμών θεωρίας αποφάσεων* παράγει μια βέλτιστη πολιτική λήψης αποφάσεων. Η φάση *εκτίμησης βάσης* αναθεωρεί τη βάση αποφάσεων για να διερευνήσει την επίδραση απρόσμενων εναλλακτικών λύσεων.

MEDESS methodology

Άλλη μια τυποποιημένη μεθοδολογία σχεδίασης ΕΣΥΑ (Van Weelderen, 1991). Βασίζεται στο πλαίσιο ανάπτυξης ΣΥΑ που πρότεινε ο Sol (1990), το οποίο κάνει το διαχωρισμό μεταξύ 'τρόπου σκέψης', 'τρόπου μοντελοποίησης', 'τρόπου λειτουργίας' και 'τρόπου ελέγχου'. Ο *τρόπος σκέψης* περιγράφει τρεις πλευρές του προβλήματος: τη μικρο-, τη μεσο- και τη μακρο-σκοπική, οι οποίες ασχολούνται με τον τρόπο που η απόδοση ενός αποφασίζοντα, ενός οργανισμού ή ενός ομίλου, μπορεί να βελτιωθεί. Ο *τρόπος μοντελοποίησης* καθορίζει τον επακριβή τρόπο μοντελοποίησης του συστήματος. Ο *τρόπος λειτουργίας* καθορίζει την προσέγγιση που χρησιμοποίησε ο σχεδιαστής για να δημιουργήσει μία πλήρη και ακριβή περιγραφή του συστήματος. Ο *τρόπος ελέγχου* αφορά στην εξισορρόπηση μεταξύ αποδοτικότητας και αποτελεσματικότητας μιας διαδικασίας σχεδίασης ΣΥΑ.

Η μεθοδολογία MEDESS προβλέπει, από την πλευρά του τρόπου μοντελοποίησης, την αντιμετώπιση τεσσάρων ειδών προβλημάτων από το σχεδιαστή: 'συστημολογικά' (systelogical), 'πληροφοριολογικά' (infological), 'δεδομενολογικά' (datalogical) και 'τεχνολογικά' (technological) προβλήματα. Το *συστημολογικό πρόβλημα* περιγράφει την κατάσταση του προβλήματος που επλύει ο αποφασίζων και την απόδοση του εμπειρογνώμονα κατά την επίλυση του ίδιου προβλήματος. Το *πληροφοριολογικό πρόβλημα* καθορίζει ποια πληροφορία επεξεργάζεται ο αποφασίζων για να λύσει το πρόβλημα. Το *δεδομενολογικό*

πρόβλημα περιγράφει πώς επεξεργάζεται και ομαδοποιείται η πληροφορία, χωρίς να λαμβάνει υπόψη την τεχνολογία που χρησιμοποιείται για να επιτευχθεί αυτό. Το *τεχνολογικό πρόβλημα* καθορίζει πώς επεξεργάζεται η πληροφορία, λαμβάνοντας, αυτή τη φορά υπόψη, την τεχνολογία που εφαρμόζεται.

Η μεθοδολογία MEDESS διαιρείται σε δυο κύριες φάσεις, της ‘κατανόησης’ και της ‘σχεδίασης’. Στη φάση της *κατανόησης* η τρέχουσα προβληματική θεμελιώνεται και διευκρινίζεται, και στη φάση της *σχεδίασης* η νέα προβληματική που προέκυψε θεμελιώνεται και διευκρινίζεται. Η προβληματική και των δύο φάσεων καθορίζεται και αναλύεται από τη μικρο, μεσο και μακρο-σκοπική του πλευρά, και μοντελοποιεί επαναληπτικά τα συστημολογικά, πληροφοριολογικά, δεδομενολογικά και τεχνολογικά προβλήματα κάθε πλευράς.

Visual interactive modelling methodology

Η τέταρτη τυποποιημένη μεθοδολογία σχεδίασης ΕΣΥΑ είναι η VIM, η οποία προτάθηκε από τους Angehrn and Luthi (1990). Οι εμπνευστές της θεωρούν ότι κύριος σκοπός ενός ΕΣΥΑ είναι να παρέχει στους αποφασίζοντες εργαλεία διερεύνησης, σχεδίασης και ανάλυσης καταστάσεων λήψης αποφάσεων, αλληλεπιδραστικά. Η μεθοδολογία VIM βασίζεται σε δυο αρχές σχεδίασης, ‘φιλικότητα πριν τη λειτουργικότητα’ και ‘ενεργητική συνεργασία’. Η πρώτη αρχή απαιτεί τη σχεδίαση του γραφικού περιβάλλοντος πριν αναλυθούν και καθοριστούν οι λειτουργίες του συστήματος. Η δεύτερη αρχή απαιτεί τα ΕΣΥΑ να παρέχουν συμβουλές και διευκολύνσεις στους αποφασίζοντες.

Η μεθοδολογία διαιρείται σε δύο κύριες φάσεις. Η πρώτη φάση αποτελείται από: (1) την ανάλυση του είδους των αποφάσεων που θα υποστηρίξει το ΕΣΥΑ, (2) τον καθορισμό μιας κατάλληλης γλώσσας και φόρμας επικοινωνίας με τους αποφασίζοντες και (3) την ταυτοποίηση εννοιών, αρχών και λειτουργιών οικείων προς τους αποφασίζοντες και αντίστοιχες με τις γνώσεις και την εμπειρία τους. Η δεύτερη κύρια φάση είναι η ταυτοποίηση των αρχών που θα θεμελιώσουν το οπτικό αλληλεπιδραστικό περιβάλλον του ΕΣΥΑ.

Text analysis approach

Η μεθοδολογία TAA είναι μια μεθοδολογία σχεδίασης για την εκτέλεση της φάσης KA/RA (Knowledge Acquisition/Requirements Analysis) του ΕΣΥΑ. Οι εμπνευστές της θεωρούν ότι οι συμβατικές μεθοδολογίες συστημάτων βασισμένων σε γνώση (KBS) δεν υποστηρίζουν ολόκληρη τη φάση KA/RA και γι’ αυτό χρειάζονται καινούριες. Στη μεθοδολογία TAA, τα Διαγράμματα

Επίδρασης (Influence Diagrams) χρησιμοποιούνται ως βάση για την Απόκτηση Γνώσης. Η διαδικασία απόσπασης γνώσης ολοκληρώνεται με την έκφραση του προβλήματος σε μορφή κειμένου και την περαιτέρω ανάλυσή του για την εξεύρεση των μεταβλητών ή πιο αποσπασματικών περιγραφών των λειτουργιών του συστήματος, γεγονότων και εξαγομένων. Ακολουθώντας, οι συσχετίσεις ταυτοποιούνται και χωρίζονται σε ροές πληροφοριών και επιδράσεων. Οι συσχετίσεις μαζί με τις μεταβλητές δομούν ένα Διάγραμμα Επίδρασης. Μετά το πρώτο επίπεδο ανάπτυξης του διαγράμματος οι κόμβοι του εξετάζονται και, αν κριθεί απαραίτητο, επεκτείνονται.

KBDSS design methodology

Η μεθοδολογία σχεδίασης KBDSS των Klein and Methlie (1991, 1995) είναι άλλη μια τυποποιημένη μεθοδολογία για τη σχεδίαση ΕΣΥΑ. Συνδυάζει διάφορες μεθοδολογίες σχεδίασης Συστημάτων Βασισμένων σε Γνώση (KBS) και ΣΥΑ (DSS) και έχει χρησιμοποιηθεί στην κατασκευή ενός ΣΥΑ για την υποστήριξη της ποστωτικής πολιτικής μιας τράπεζας. Περιέχει δώδεκα βασικά βήματα τα οποία αναφέρονται παρακάτω:

- Βήμα 1:** Κατανόηση στόχων χρήστη.
- Βήμα 2:** Κατανόηση και καθορισμός περιορισμών του προβλήματος.
- Βήμα 3:** Κατανόηση και καθορισμός των πραγματικών διαδικασιών λήψης αποφάσεων.
- Βήμα 4:** Καθορισμός μιας κανονιστικής διαδικασίας λήψης αποφάσεων για το πρόβλημα.
- Βήμα 5:** Καθορισμός αλλαγών στη διαδικασία λήψης αποφάσεων.
- Βήμα 6:** Επιλογή του προς υποστήριξη τμήματος της διαδικασίας λήψης αποφάσεων.
- Βήμα 7:** Έλεγχος λειτουργικότητας του συστήματος.
- Βήμα 8:** Επιλογή περιβάλλοντος λειτουργίας.
- Βήμα 9:** Σχεδίαση και ανάπτυξη λογισμικού.
- Βήμα 10:** Έλεγχος χρήσης από τους σχεδιαστές.
- Βήμα 11:** Εκπαίδευση χρηστών.
- Βήμα 12:** Αξιολόγηση και έλεγχος.

Πολλά από τα βήματα της μεθοδολογίας βασίζονται στη χρήση υπαρχόντων μεθοδολογιών σχεδίασης από το χώρο της Μηχανικής Γνώσεων στην Τεχνητή Νοημοσύνη και της Ανάλυσης Αποφάσεων.

9.7.3 Τα αποτελέσματα της σύγκρισης

Τα αποτελέσματα της σύγκρισης παρατίθενται στον Πίνακα 9.8. Κάθε γραμμή του πίνακα αναπαριστά μια ερώτηση του πλαισίου εργασίας, με κάθε μια από τις έξι τυποποιημένες μεθοδολογίες να αναπαριστάται ως στήλη του πίνακα. Οι πέντε απαντήσεις που δόθηκαν, για το πόσο καλά μια μεθοδολογία απαντά στην κάθε ερώτηση, είναι: 'Ναι', 'Όχι', 'Μερικώς', 'Υπάρχον' και μια κουκκίδα ('•'). Το *Ναι* σημαίνει ότι η μεθοδολογία κάνει ότι ακριβώς ζητάει η ερώτηση, το *Όχι* σημαίνει ότι δεν υποστηρίζει αυτό που ζητάει η ερώτηση, το *Μερικώς* σημαίνει ότι απαντά σε κάποια, το *Υπάρχον* ότι κάνει ότι ζητάει η ερώτηση με χρήση άλλων μεθοδολογιών που υπάρχουν και η κουκκίδα σημαίνει ότι η αντίστοιχη ερώτηση δεν μπορεί να εφαρμοστεί στη συγκεκριμένη μεθοδολογία.

Πίνακας 9.10 Σύγκριση (με τη χρήση πλαισίου εργασίας) έξι μεθοδολογιών σχεδίασης ΕΣΥΑ (Blair, Debenham and Edwards, 1997)

ID	Description	EBS	IDS	MEDESS	VIM	TAA	KBDSS
K1.	Investigate class of decisions	Few	Yes	Few	No	No	Few
K2.	Knowledge elicitation	Existing	Yes	Existing	No	Existing	Existing
K3.	Multiple knowledge sources	No	No	No	No	No	No
K4.	Decision maker and expert	Yes	Yes	No	Yes	No	Yes
K5.	Circumstances and preferences	Yes	Yes	No	Yes	No	Yes
K6.	Uniform analysis approach	No	No	No	No	No	No
K7.	Decomposition and abstraction	Few	Few	Few	Few	Few	Few
K8.	Four decision making phases	No	Yes	No	No	No	Yes
K9.	Graphical models	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Existing
K10.	Languages for describing	No	Existing	No	Existing	Existing	Existing
K11.	Validation and verification	Yes	Few	No	No	No	Few
C1.	Easy transition	Yes	Yes	No	Yes	•	Yes
C2.	Decomposition and abstraction	Few	Few	Few	Few	•	Few
C3.	Normalisation	No	Few	No	No	•	No
C4.	Uniform approach for modeling	No	No	No	No	•	No
C5.	Graphical model	Yes	Existing	Yes	Existing	•	Existing
C6.	Rich language for knowledge	No	No	No	No	•	No
C7.	Knowledge independent from use	No	Yes	No	No	•	Yes
C8.	Support for risks and uncertainties	No	Yes	No	No	•	Yes
E1.	Easy transition	Yes	Yes	Yes	Yes	•	Yes
E2.	Selection of algorithms	No	No	No	No	•	No
E3.	Decision analytical techniques	No	Few	No	No	•	Few
E4.	External model	No	No	No	No	•	No
E5.	Functional operations	No	No	No	No	•	No
I1.	Internal model	No	No	No	No	•	No
I2.	Ease of transition	No	No	No	No	•	No
I3.	Defining operational constraints	No	No	No	No	•	No
I4.	Deciding what should be deduced	No	No	No	No	•	No
I5.	Support risk and uncertainty	No	Yes	No	No	•	Yes
I6.	Decision analytical techniques	No	Few	No	No	•	Few
I7.	Deciding language to implement	No	No	No	No	•	Few

R1.	Searching for components	No	No	No	No	No	No
R2.	Understanding components	No	No	No	No	No	No
R3.	Interconnection of components	No	No	No	No	No	No
R4.	Modifying components	No	No	No	No	No	No
R5.	Evaluating component feasibility	No	No	No	No	No	No
R6.	Support all development phases	No	No	No	No	No	No
U1.	Usability before functionality	No	No	No	Yes	No	No
U2.	Representation schema	No	No	No	Yes	No	No
U3.	Defining collaboration	No	No	Yes	Yes	No	No
U4.	Decomposition and abstraction	Few	No	No	Few	No	Few
U5.	Manipulation of interface	No	No	No	Yes	No	No
U6.	Rules for visual language	Few	No	No	Yes	No	Few
U7.	Ease of transition	Yes	No	No	No	No	Yes

Όπως δείχνει ο Πίνακας 9.8, οι έξι μεθοδολογίες σχεδίασης παρέχουν μικρή υποστήριξη σε ολόκληρη τη διαδικασία ανάπτυξης ΕΣΥΑ, περισσότερο κατά τη φάση ΚΑ/ΡΑ. Από την έρευνα προέκυψε ότι οι ερωτώμενοι θεωρούν τη φάση ΚΑ/ΡΑ ως μεθοδολογικό πρόβλημα κλειδί για τη σχεδίαση ΕΣΥΑ.

Οι έξι μεθοδολογίες δεν φαίνονται να παρέχουν υποστήριξη κατά τη φάση της επαναχρησιμοποίησης λογισμικού, η οποία θεωρήθηκε επίσης ως μεθοδολογικό πρόβλημα κλειδί.

Η μεθοδολογία KBDSS φέρεται να παρέχει τη μεγαλύτερη υποστήριξη σε σύγκριση με τις υπόλοιπες πέντε, με την IDS να ακολουθεί από κοντά. Η κυριότερη υποστήριξη που παρέχουν είναι κατά τις φάσεις ΚΑ/ΡΑ και CD.

Η μεθοδολογία TAA παρέχει την ελάχιστη υποστήριξη σε σύγκριση με τις άλλες. Αν και αφορά τη φάση ΚΑ/ΡΑ μόνο, παρέχει την ελάχιστη υποστήριξη για την εκπλήρωση αυτής της φάσης. Η μεθοδολογία είναι υπεραπλουστευτική και δεν παρέχει αρκετές οδηγίες για τη διάσπαση της πολύπλοκης διαδικασίας συγκέντρωσης γνώσης για τη λήψη μιας δύσκολης απόφασης.

9.8 Συμπεράσματα

Αυτό το κεφάλαιο παρέχει μία εις βάθος κατανόηση των μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται για τη σχεδίαση ΕΣΥΑ και αναδεικνύει την έκταση στην οποία την υποστηρίζουν.

Τα αποτελέσματα της έρευνας δείχνουν ότι μια μοναδική αναλογία κατασκευαστών ΕΣΥΑ χρησιμοποιούν μη τυποποιημένες μεθοδολογίες σχεδίασης και μεθοδολογίες επαναχρησιμοποίησης, καθώς και ότι μια μεγάλη ποικιλία τυποποιημένων μεθοδολογιών σχεδίασης χρησιμοποιούνται ανά τον

κόσμο για την κατασκευή συστατικών μερών ΕΣΥΑ. Οι μεθοδολογίες σχεδίασης που ερευνήθηκαν ποικίλουν από μικρές, εξειδικευμένες και μη τυποποιημένες, σε μεγάλες και πολύ τυποποιημένες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

Επισκόπηση Ευφών Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων

10.1 Εισαγωγή

Η παράγραφος αυτή αποσκοπεί στην περιγραφή Ευφών ΣΥΑ, τα οποία αναπτύχθηκαν κατά την τελευταία δεκαετία, και στην καταγραφή των χαρακτηριστικών τους με βάση κάποια κριτήρια. Πολλά από τα κριτήρια αυτά έχουν χρησιμοποιηθεί σε προηγούμενες εργασίες κατάταξης συστημάτων (Μανιαδή, 2001, Γραμματικόπουλος, 2001) και προέρχονται από τη διεθνή βιβλιογραφία και σχετικά δημοσιευμένα άρθρα.

Τα κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν, με τη σειρά που αναφέρονται στον Πίνακα Χαρακτηριστικών του Παραρτήματος Β, είναι:

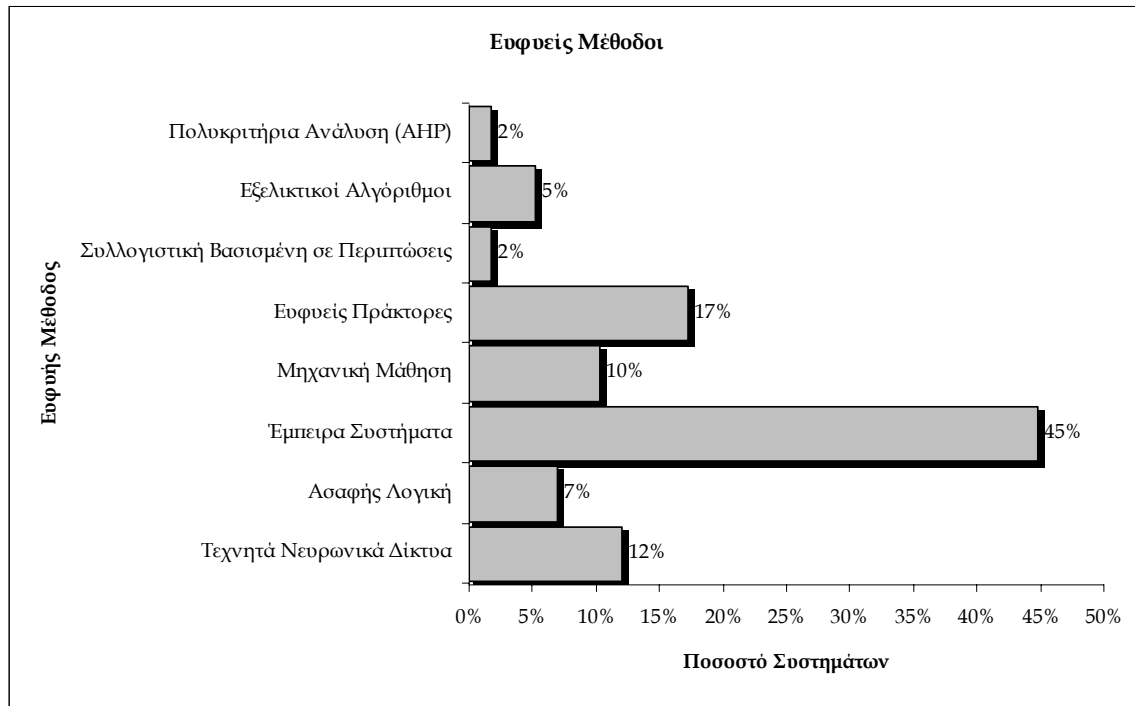
1. Η χρονολογία κατασκευής συστήματος
2. Η ονομασία του
3. Η κατηγορία του συστήματος (ανάλογα με την ευφυή μέθοδο που χρησιμοποιήθηκε) και το ίδρυμα για το οποίο εργάζονται (εκπαιδευτικό ίδρυμα, εταιρεία ή οργανισμός)
4. Οι κατασκευαστές του συστήματος
5. Ο τίτλος του άρθρου που περιγράφει το σύστημα και το μέσο όπου δημοσιεύθηκε (έγκριτο περιοδικό, εταιρεία ή οργανισμός)
6. Το πεδίο εφαρμογής του συστήματος
7. Τα μέσα που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξή του
8. Το περιβάλλον εργασίας χρήστη
9. Οι τεχνικές αναπαράστασης της γνώσης του συστήματος
10. Η χρήση What-If Analysis

11. Οι πηγές της γνώσης του συστήματος
12. Η δυνατότητα χειρισμού αβεβαιότητας
13. Η διαδικασία ανανέωσης της γνώσης του συστήματος
14. Η συλλογή στατιστικών δεδομένων
15. Η φάση ανάπτυξης του συστήματος κατά την περίοδο της δημοσίευσης του αντίστοιχου άρθρου
16. Οι χρήστες του συστήματος
17. Η εκτίμηση του συστήματος και τα αποτελέσματά της
18. Η υποστήριξη ομαδικών αποφάσεων
19. Η φιλικότητα προς τον χρήστη

10.2 Αποτελέσματα - Συμπεράσματα

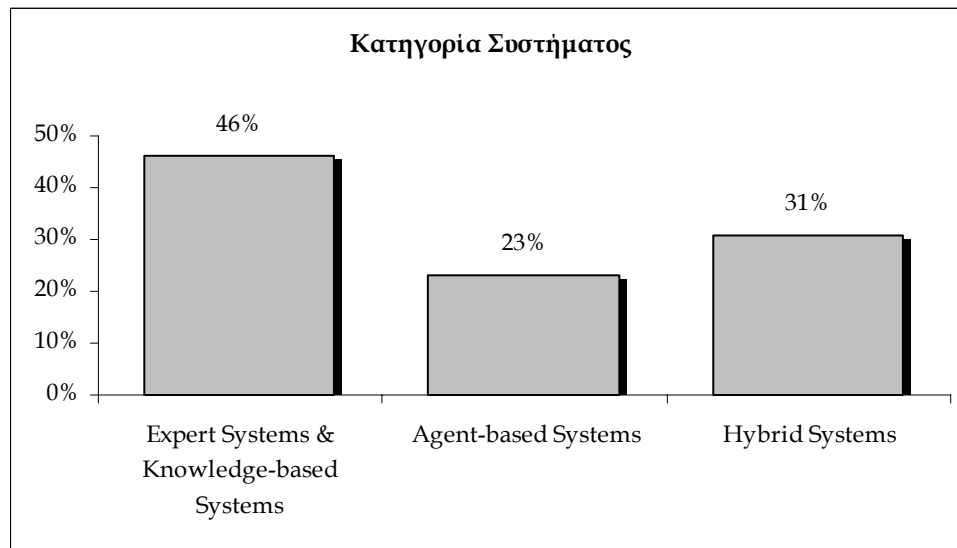
Παρατίθενται τα αποτελέσματα της ανάλυσης των συστημάτων που μελετήθηκαν με βάση τα παραπάνω κριτήρια. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται με τη μορφή ιστογραμμάτων και πιτών, ως ποσοστά επί του δείγματος που μελετήθηκε.

Στο Γράφημα 1 παρουσιάζεται η συνεισφορά κάθε ευφυούς μεθόδου στην ανάπτυξη των συστημάτων του δείγματος.



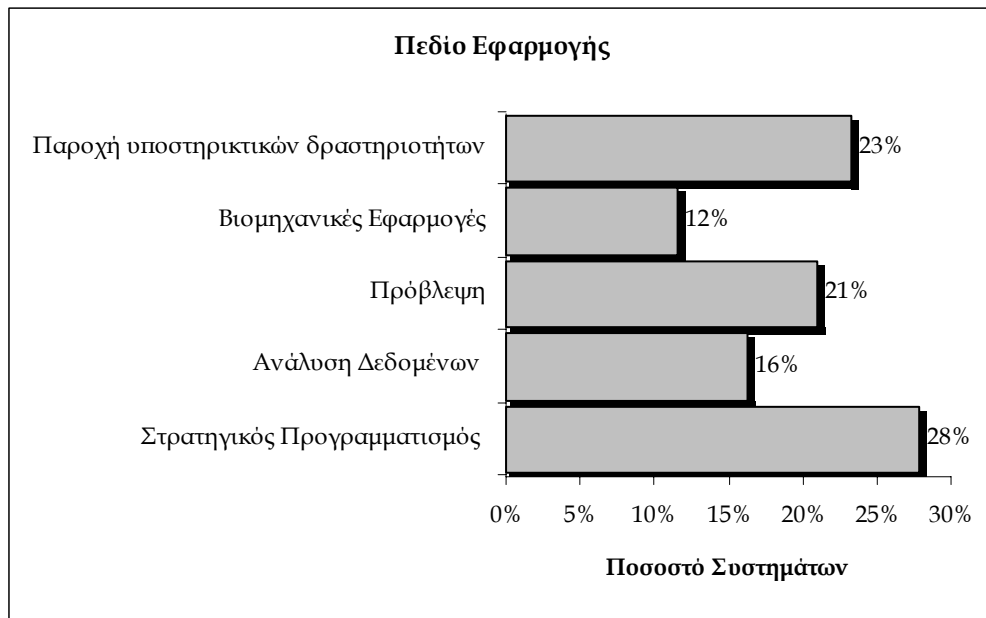
Γράφημα 1 Κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων που μελετήθηκαν, ως προς τις ευφυείς μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν

Στο Γράφημα 2 επιχειρείται μια κατηγοριοποίηση των συστημάτων του δείγματος ανάλογα με την ευφυή ή τις ευφυείς μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξή τους.



Γράφημα 2 Κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων που μελετήθηκαν ως προς το είδος και τον αριθμό των ευφυών μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξή τους

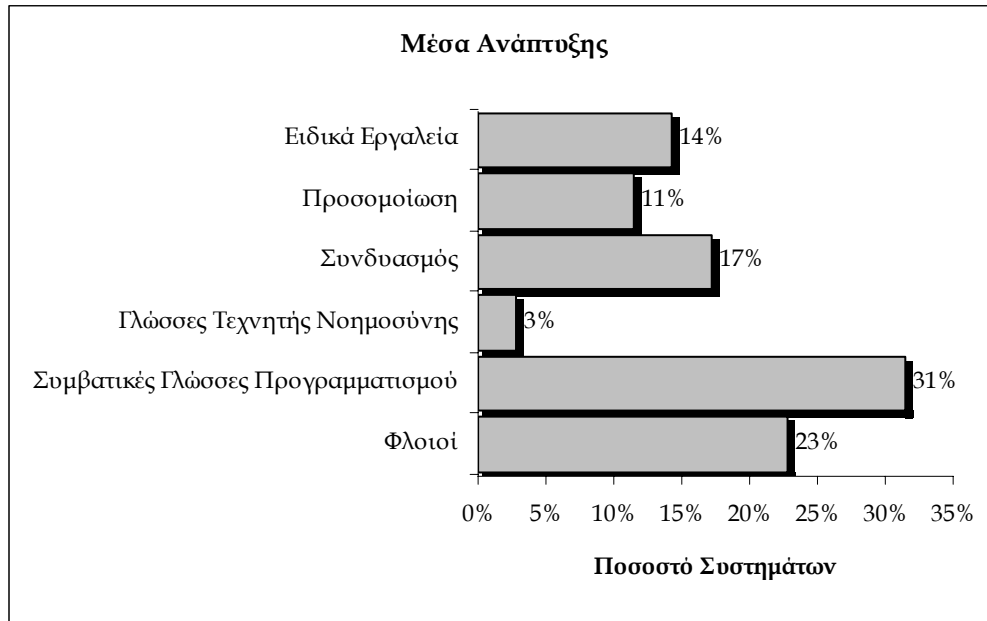
Το Γράφημα 3 παρουσιάζει την κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος ανάλογα με το πεδίο εφαρμογής τους.



Γράφημα 3 Κατανομή των Ευφών ΣΥΑ που μελετήθηκαν, ως προς το πεδίο εφαρμογής τους

Παρατηρείται μια σχετική ισοκατανομή των συστημάτων σε τρία πεδία εφαρμογής, με μια υπεροχή σε εφαρμογές στρατηγικού προγραμματισμού (28%). Αυτό το πεδίο περιλαμβάνει τις κατηγορίες 'Στρατηγικού Μάρκετινγκ', 'Στρατηγικού Προγραμματισμού' και 'Προγραμματισμού Μάρκετινγκ', όπως αναφέρονται στον Πίνακα Χαρακτηριστικών του παραρτήματος. Αντίστοιχα, το πεδίο 'Ανάλυση Δεδομένων' περιλαμβάνει τις κατηγορίες 'Ανάλυση Δεδομένων Μάρκετινγκ', 'Investment Analysis', 'GIS' (Geographic Information Systems) και 'SPC' (Statistical Process Control). Το πεδίο 'Βιομηχανικές Εφαρμογές' περιλαμβάνει τις κατηγορίες 'Βιομηχανικός Σχεδιασμός', 'Diagnosis and Maintenance', και 'Διαχείριση Βιομηχανικών Αποβλήτων'. Στο πεδίο 'Παροχή Υποστηρικτικών Δραστηριοτήτων' περιλαμβάνονται οι κατηγορίες 'Internet Searching' και 'Conflict Resolution'.

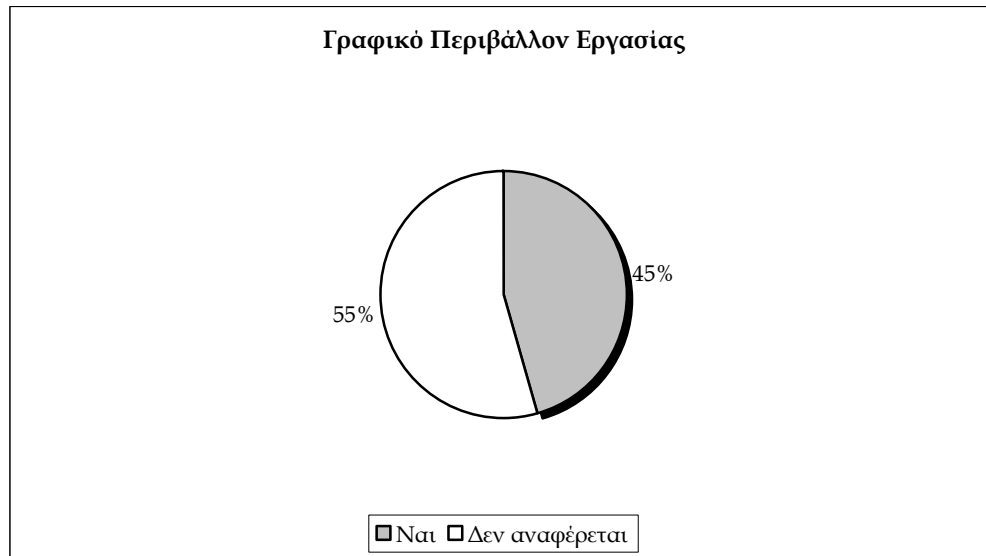
Το Γράφημα 4 παρουσιάζει την κατανομή των συστημάτων του δείγματος ανάλογα με τα μέσα που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξή τους.



Γράφημα 4 Κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων που μελετήθηκαν ως προς τα μέσα ανάπτυξης που χρησιμοποιήθηκαν

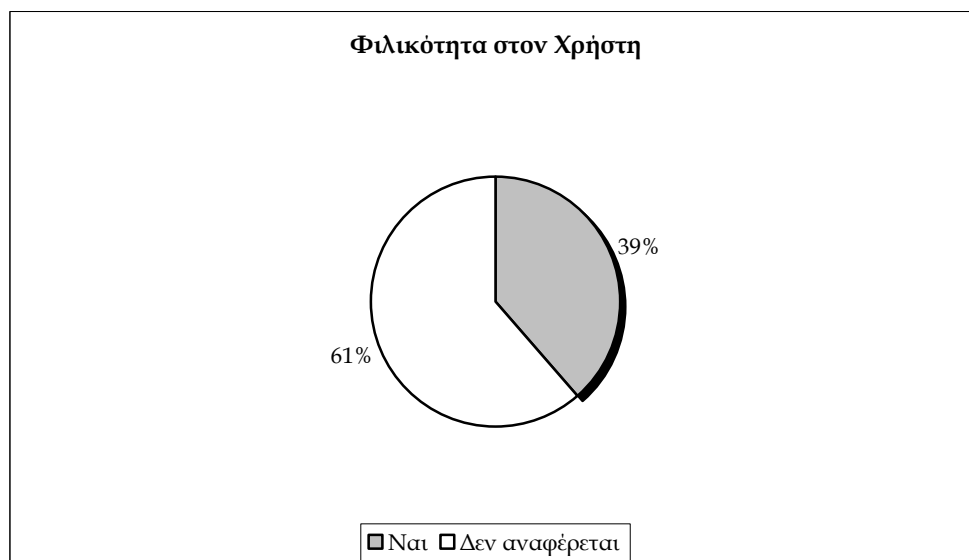
Η πλειοψηφία των συστημάτων (ποσοστό 54% επί του συνόλου του δείγματος) αναπτύχθηκε με τη βοήθεια είτε συμβατικών γλωσσών προγραμματισμού (Java, VisualBasic, συνήθως σε περιβάλλον Windows), είτε αυτόνομων φλοιών υπαρχόντων συστημάτων. Αρκετά μεγάλο (17%) είναι το ποσοστό χρησιμοποίησης συνδυασμού εργαλείων ανάπτυξης συστημάτων, ενώ σημαντική συνεισφορά έχουν τα εργαλεία προσομοίωσης (π.χ SmallTalk της Visualworks), αλλά και διάφορα εργαλεία που καταχωρήθηκαν ως 'Ειδικά Εργαλεία' (Υpsilon, SIMER+MIR Intelligent techniques, περιβάλλον Lotus Notes κ.ά). Οι πανίσχυρες γλώσσες προγραμματισμού τεχνητής νοημοσύνης Lisp και Prolog αποδείχθηκαν δύσκολες στο χειρισμό τους καθώς παρουσίασαν ποσοστό συνεισφοράς 3% στην ανάπτυξη των συστημάτων του δείγματος.

Οι κατασκευαστές δίνουν μεγάλη σημασία στην ευκολία χρήσης των συστημάτων τους με σκοπό την καλύτερη αξιοποίησή τους. Τα Γραφήματα 5 και 6 δείχνουν ότι τα μισά περίπου συστήματα διαθέτουν γραφικό περιβάλλον εργασίας ή/και βοηθητικές λειτουργίες.



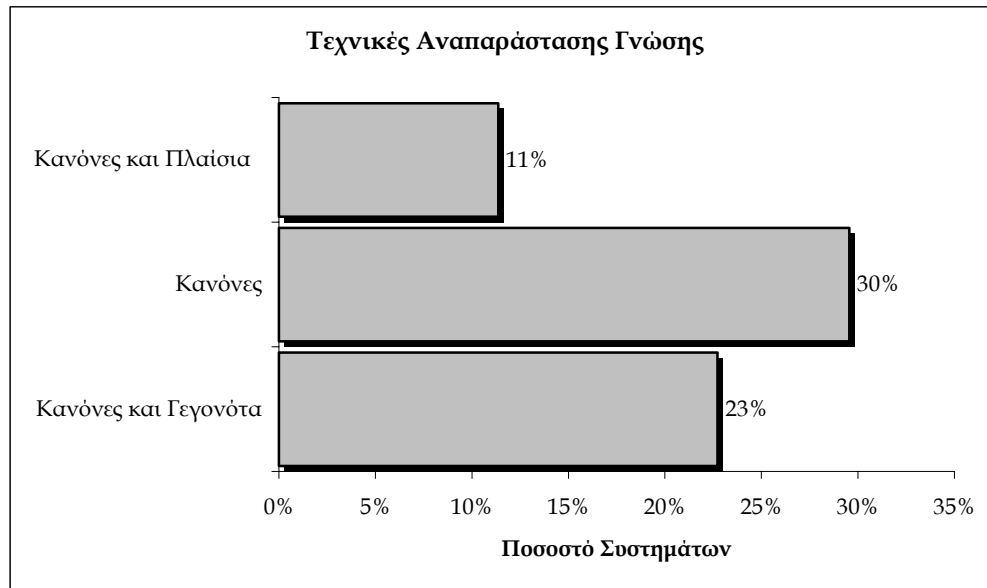
Γράφημα 5 Κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων που μελετήθηκαν ως προς την ύπαρξη γραφικού περιβάλλοντος εργασίας

Αξιζει να αναφερθεί ότι ανάμεσα στα συστήματα που διαθέτουν χαρακτηριστικά ευκολίας χρήσης, περιλαμβάνονται τα περισσότερα συστήματα που βρίσκονται σε τελική φάση ανάπτυξης. Αυτό σημαίνει ότι και τα υπόλοιπα συστήματα, για τα οποία δεν αναφέρονται χαρακτηριστικά ευκολίας κατά τη χρήση, θα αποκτήσουν, δυνητικά, τέτοια χαρακτηριστικά κατά την περάτωση της ανάπτυξής τους.

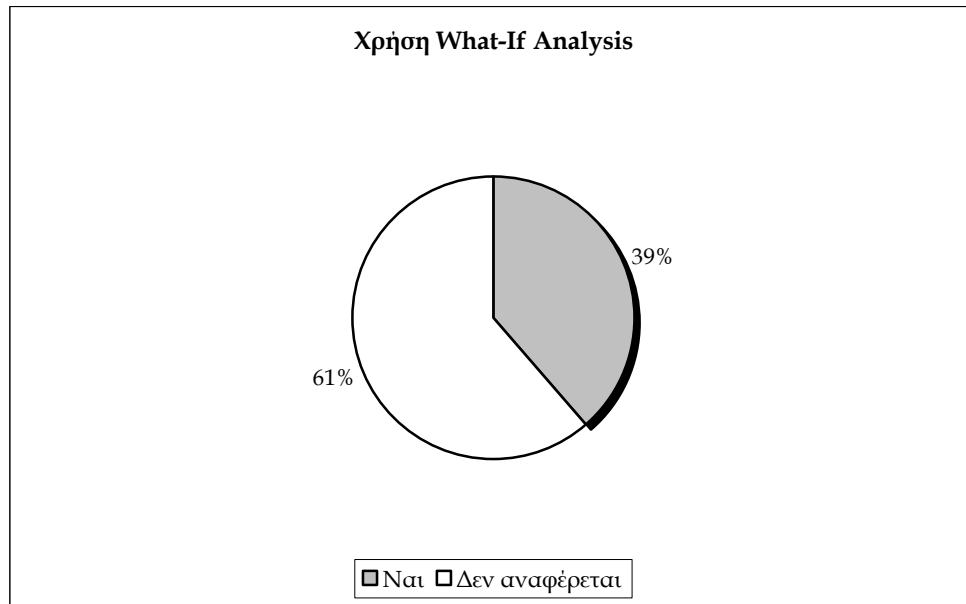


Γράφημα 6 Κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων που μελετήθηκαν, ως προς την φιλικότητα κατά τη χρήση

Η πλειοψηφία των συστημάτων χρησιμοποιεί κανόνες, αποκλειστικά ή σε συνδυασμό με πλαίσια και γεγονότα. Από το Γράφημα 7 προκύπτει ότι το 64% των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος χρησιμοποιούν, κατά βάση, κανόνες για την αναπαράσταση της γνώσης που διαθέτουν. Για το υπόλοιπο 36% δεν αναφέρεται μια συγκεκριμένη τεχνική αναπαράσταση γνώσης. Επιπλέον, ένα ποσοστό 39% των συστημάτων χρησιμοποιεί What-If Analysis για τη δημιουργία κανόνων (Γράφημα 8).

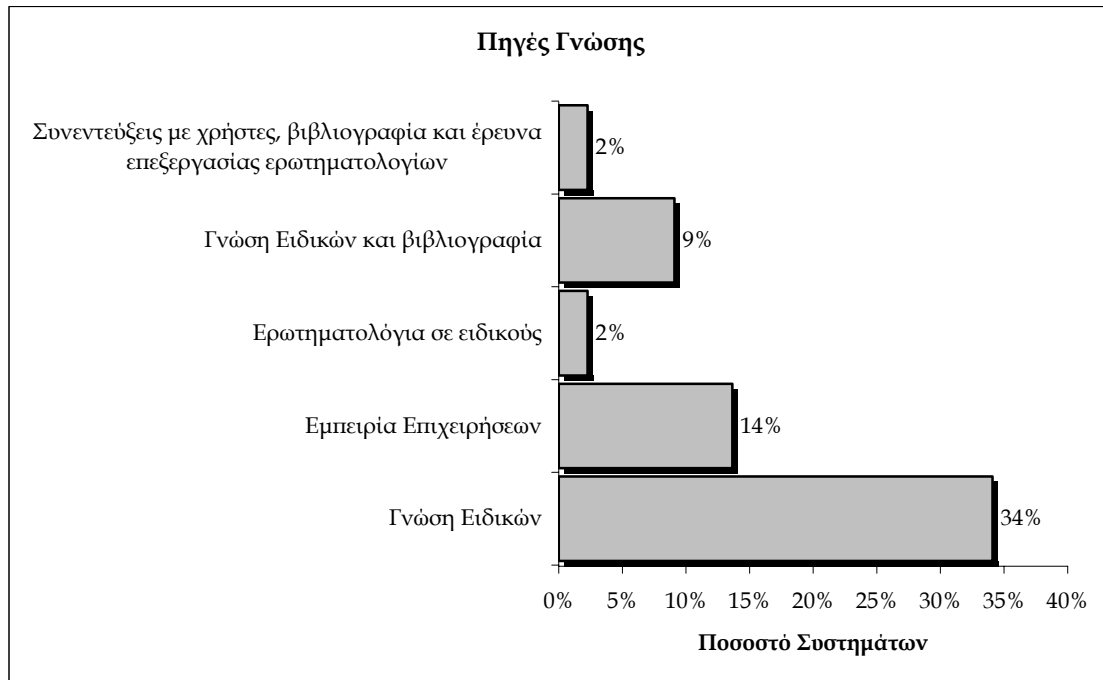


Γράφημα 7 Κατανομή των συστημάτων ως προς τις τεχνικές αναπαράστασης γνώσης που χρησιμοποιήθηκαν

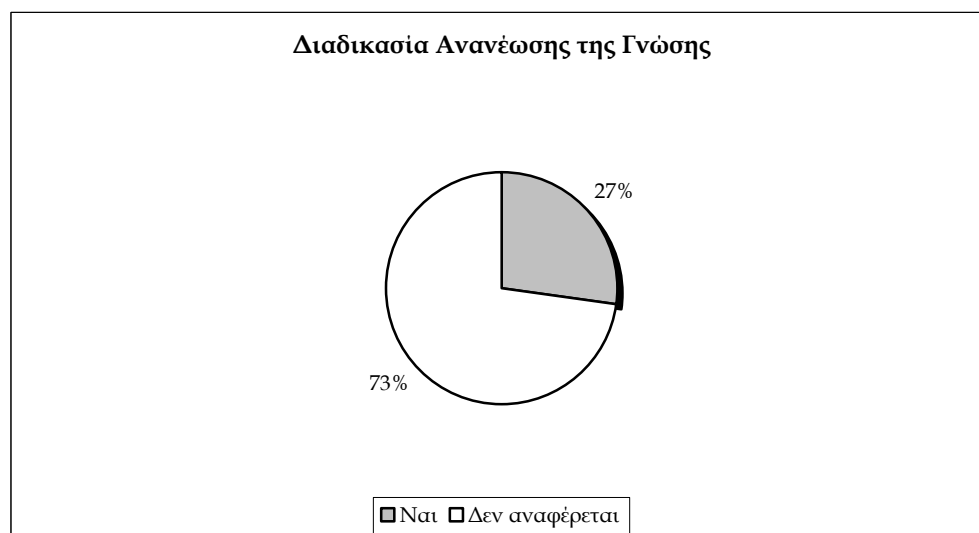


Γράφημα 8 Κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος αναφορικά με τη χρήση What-If Analysis

Η κατηγοριοποίηση των συστημάτων (Γράφημα 2) δείχνει ότι τα Έμπειρα Συστήματα και τα Συστήματα Βασισμένα σε Γνώση αποτελούν την πλειοψηφία των συστημάτων που μελετήθηκαν. Το συμπέρασμα αυτό επαληθεύεται από το Γράφημα 9, από το οποίο προκύπτει ότι το μεγαλύτερο ποσοστό γνώσης που συνοδεύει τα συστήματα, προέρχεται από ειδικούς. Επιπλέον, αναφέρεται ότι οι βάσεις γνώσεις των συστημάτων επικαιροποιούνται (ανανεώνονται) σε ποσοστό 27% του συνολικού δείγματος (Γράφημα 10).

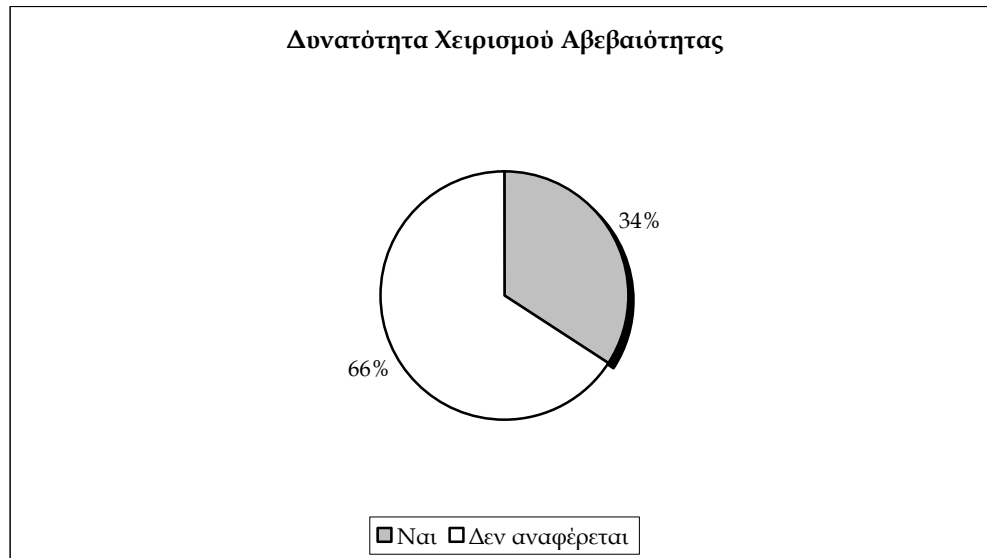


Γράφημα 9 Η κατανομή των πηγών γνώσης των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος



Γράφημα 10 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος, ως προς την ανανέωση της βάσης γνώσης που διαθέτουν

Οι δυνατότητες των συστημάτων για διαχείριση της αβεβαιότητας και για συλλογή στατιστικών δεδομένων απεικονίζονται στα Γραφήματα 11 και 12, αντίστοιχα.

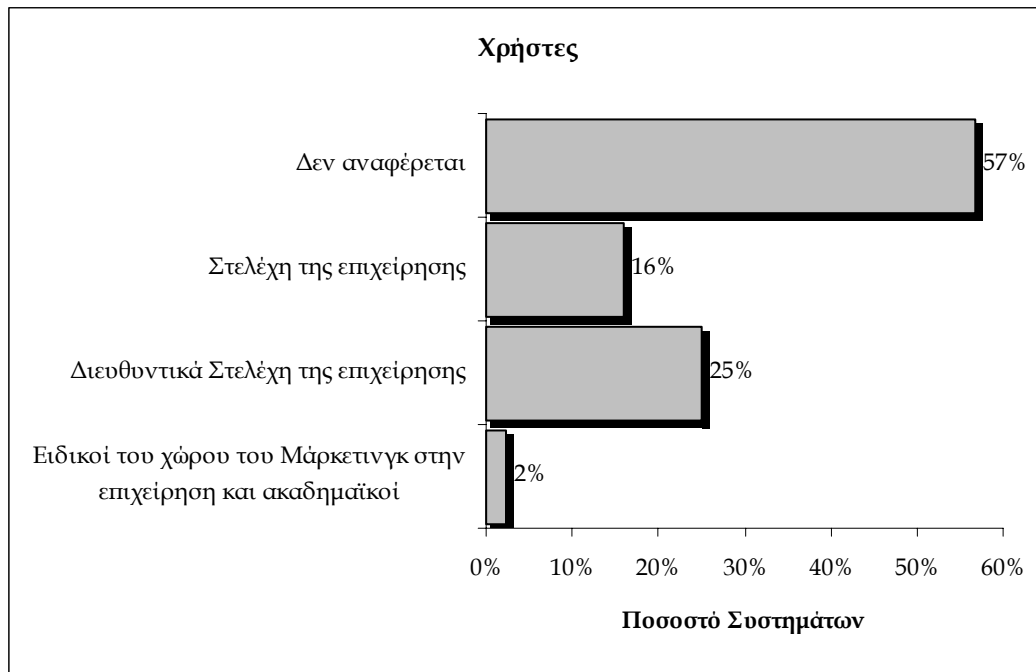


Γράφημα 11 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος, ως προς τη δυνατότητα χειρισμού της αβεβαιότητας

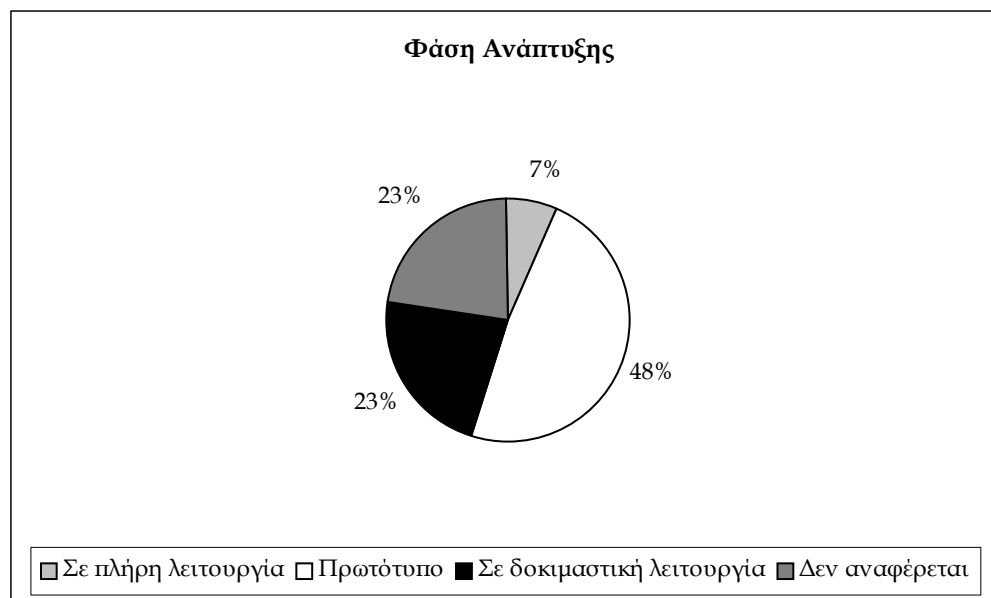


Γράφημα 12 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος, ως προς τη δυνατότητα συλλογής στατιστικών δεδομένων

Μεγάλο ποσοστό των συστημάτων χρησιμοποιούνται αποκλειστικά από διευθυντικά στελέχη των επιχειρήσεων. Το γεγονός ότι για περισσότερα από τα μισά (57%) συστήματα του δείγματος δεν αναφέρονται οι χρήστες (Γράφημα 13), οφείλεται στο ότι τα περισσότερα συστήματα δεν έχουν παραδοθεί στον τελικό τους χρήστη (Γράφημα 14).

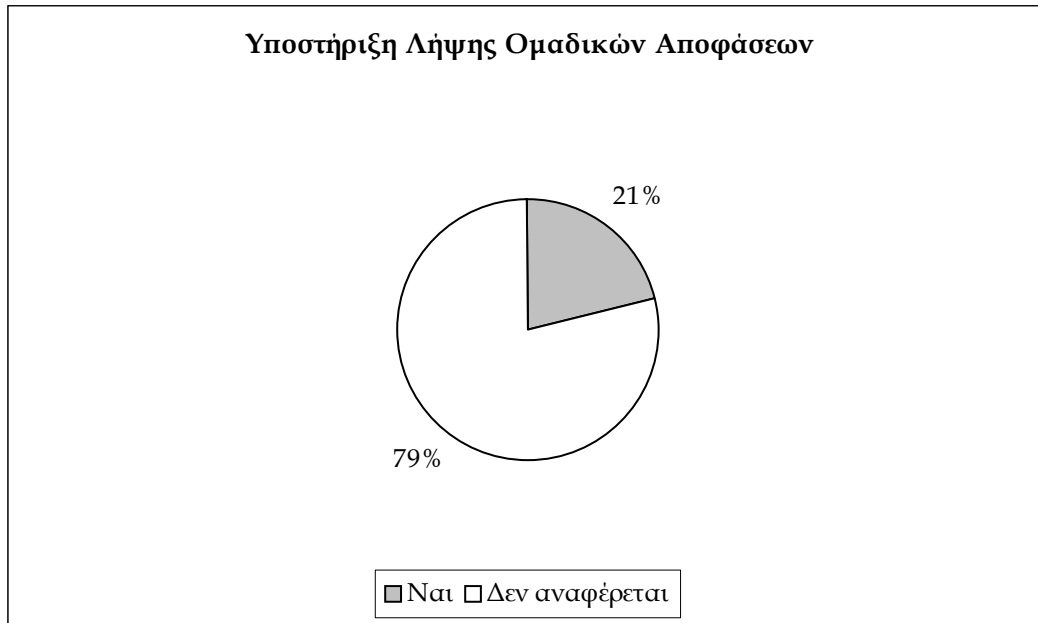


Γράφημα 13 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος αναφορικά με τους χρήστες τους



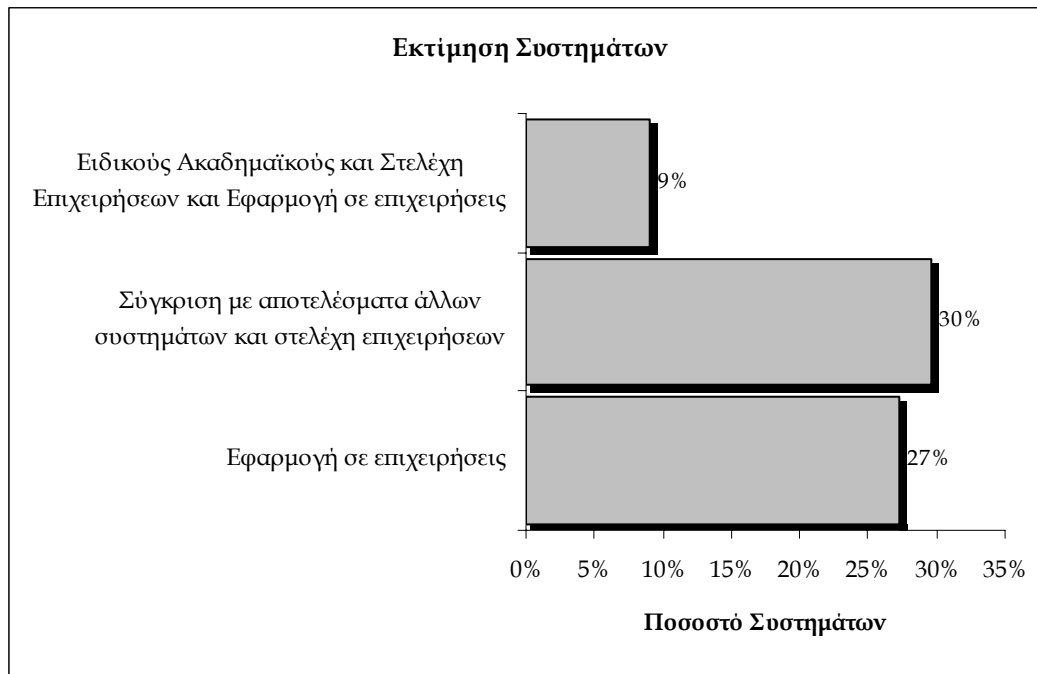
Γράφημα 14 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος αναφορικά με την πορεία της ανάπτυξής τους

Το Γράφημα 15 απεικονίζει τη δυνατότητα των συστημάτων που μελετήθηκαν, για υποστήριξη ομαδικών αποφάσεων.

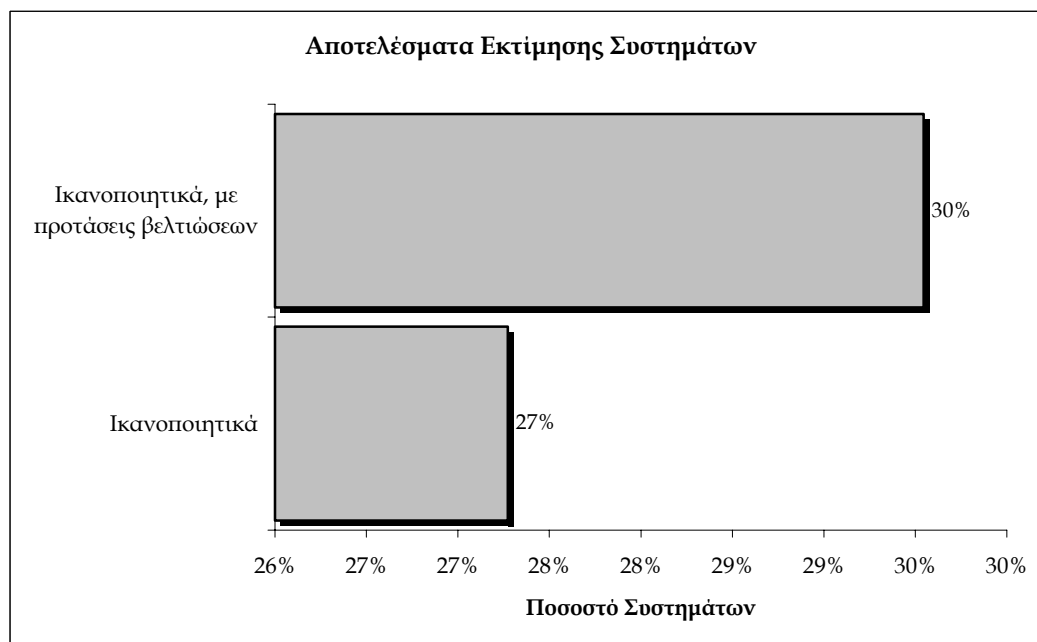


Γράφημα 15 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος αναφορικά με τη δυνατότητα υποστήριξης ομαδικών αποφάσεων

Το Γράφημα 16 δείχνει ότι η πλειοψηφία των συστημάτων που έχουν τεθεί σε επιχειρησιακή λειτουργία, έχουν περάσει από διαδικασία αξιολόγησης, κυρίως σε σύγκριση με τα αποτελέσματα της λειτουργίας άλλων συστημάτων. Στο Γράφημα 17 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των εκτιμήσεων.



Γράφημα 16 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος αναφορικά με τις εκτιμήσεις από τη χρήση τους



Γράφημα 17 Η κατανομή των σαράντα τεσσάρων συστημάτων του δείγματος αναφορικά με τα αποτελέσματα των εκτιμήσεων που επιχειρήθηκαν

10.3 Παραδείγματα Ευφών ΣΥΑ

10.3.1 Ένα ευφές πρότυπο υποστήριξης αποφάσεων για αεροπορική καιρική πρόβλεψη

Εισηγητές: Sergio Viademonte, Frada Burstein

Ίδρυμα: School of Information Management and Systems, Monash University, Australia

Δημοσίευση: An Intelligent Decision Support Model for Aviation Weather Forecasting, Springer, 2001

Κατηγορία: Έμπειρα Συστήματα, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Αυτή η παράγραφος περιγράφει ένα ερευνητικό πρόγραμμα, το οποίο ασχολείται με την ολοκλήρωση τμημάτων τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases, KDD) στα πλαίσια της υποστήριξης αποφάσεων. Η αρχιτεκτονική που προτείνεται, εφαρμόζεται στα πλαίσια της καιρικής πρόβλεψης για την αεροπορία. Τα προκαταρκτικά αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη υπολογιστική αρχιτεκτονική θεωρείται ισχυρή τεχνολογία για την ευφυή ανάλυση δεδομένων.

Το πρόβλημα της αεροπορικής πρόβλεψης – το Φαινόμενο της ομίχλης

Μερικά από τα πιο επικίνδυνα καιρικά φαινόμενα είναι οι θύελλες, η χαμηλή νέφωση και η ομίχλη. Αυτό το ερευνητικό πρόγραμμα εστιάζει στην πρόβλεψη του φαινομένου της ομίχλης στο αεροδρόμιο Tullemarine, στη Μελβούρνη της Αυστραλίας.

Οι προβλέψεις σπάνιων γεγονότων είναι προβληματικές επειδή, εξ ορισμού, οι ειδικοί στις προβλέψεις δεν έχουν εκτενή εμπειρία στην πρόβλεψη τέτοιων γεγονότων. Ένα φαινόμενο ομίχλης είναι ένα σπάνιο γεγονός, το οποίο είναι ιδιαίτερα δύσκολο να προβλεφθεί. Διεθνώς, η ομίχλη ορίζεται ως η περιορισμένη ορατότητα σε απόσταση μικρότερη ή ίση με 1000 μέτρα. Η πυκνή ομίχλη αντιπροσωπεύει έναν από τους μεγαλύτερους κινδύνους στην αεροπορία και σε όλες σχεδόν τις μορφές μεταφορών επιφανείας. Τα αεροσκάφη, γενικά, δεν επιτρέπεται να απογειωθούν ή να προσγειωθούν εάν η ορατότητα είναι μικρότερη από 400 μέτρα. Οι πιο σχετικές πληροφορίες για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη μπορούν να βρεθούν από τις συνοπτικές παρατηρήσεις και τις εκθέσεις αεροσκαφών σε ακτίνα περίπου 150χλμ από τον αερολιμένα, από δορυφορικές φωτογραφίες και ραντάρ. Επιπλέον, διάφορες άλλες καιρικές

παρατηρήσεις πρέπει να αξιολογηθούν κατά την πρόβλεψη της ομίχλης. Παραδείγματος χάριν: εντοπισμός της περιοχής (αερολιμένας της Μελβούρνης στην προκειμένη περίπτωση), καθίζηση, περιοδικότητα, χρόνος, ταχύτητα και κατεύθυνση αέρα, θερμοκρασία, θερμοκρασία πάχνης, θερμοκρασία πάχνης προηγούμενου απογεύματος, ποσότητα χαμηλής νέφωσης, κ.λπ...

Η πολυπλοκότητα των καιρικών εξισώσεων και οι συνέπειες των καιρικών φαινομένων υπονοούν την ύπαρξη σοβαρών προβλημάτων για τους ειδικούς στις προβλέψεις, που προσπαθούν να χρησιμοποιήσουν μοντέλα συσχέτισεων και συχνά μεταβαλλόμενες καιρικές παρατηρήσεις, δεδομένου ότι καινούρια όργανα χρησιμοποιούνται για να διαβάσουν, να μετρήσουν και να εκθέσουν τις καιρικές παρατηρήσεις.

Μία υβριδική αρχιτεκτονική κατασκευής ευφύων συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων

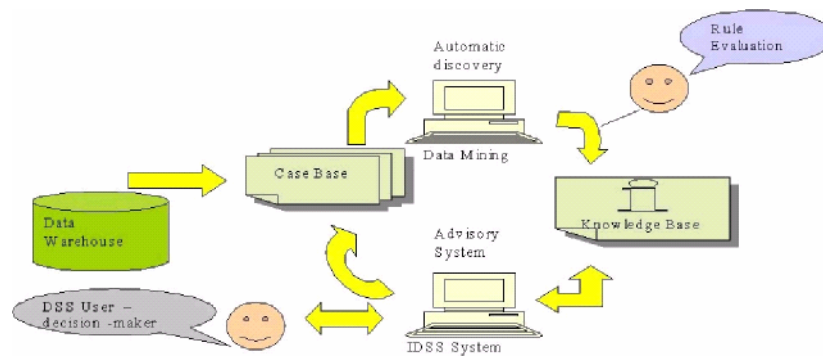
Αυτό το ερευνητικό πρόγραμμα προτείνει μια υβριδική αρχιτεκτονική κατασκευής Ευφύων Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων (IDSS) για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων. Ο στόχος αυτής της αρχιτεκτονικής είναι να υποστηρίξει τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων με την υπενθύμιση της σχετικής προηγούμενης εμπειρίας, την εξαγωγή "των χοντρών κομματιών" της γνώσης από εκείνη την προηγούμενη εμπειρία και την εκτέλεση του συλλογισμού επάνω σε αυτήν την γνώση προκειμένου να εξαχθούν συμπεράσματα για μια δεδομένη νέο κατάσταση. Τα στοιχεία αυτής της αρχιτεκτονικής μπορούν να διαιρεθούν σε δύο στρώματα, τα δεδομένα και τη διαδικασία. Το στρώμα των δεδομένων περιλαμβάνει όλες τις αποθήκες δεδομένων που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια των διαφόρων σταδίων της υποστήριξης αποφάσεων, περιλαμβάνει μια βάση δεδομένων (ή καλύτερα, ένα data warehouse), μια βάση περιπτώσεων και μια βάση γνώσης (κανόνων). Το στρώμα της διαδικασίας περιλαμβάνει τεχνικές data-mining για την αυτόματη απόκτηση γνώσης, με την εξαγωγή γνώσης από διαδραστικές βάσεις ιστορικών δεδομένων, καθώς και ένα σύστημα βασισμένο σε ένα ANN (τεχνητό νευρωνικό δίκτυο) που λειτουργεί σαν βοηθητικό περιβάλλον χρήσης του ΕΣΥΑ.

Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική και τα συστατικά της μέρη

Το προτεινόμενο μοντέλο επεκτείνει τα αποτελέσματα του εντοπισμού γνώσης σε βάσεις δεδομένων (KDD) για να προσαρμοστεί στις απαιτήσεις του ευφούς

συμβουλευτικού συστήματος. Το Σχήμα 1 παρουσιάζει το προτεινόμενο σενάριο λήψης αποφάσεων, τα συστατικά που το αποτελούν και τις διαδικασίες αλληλεπίδρασής του. Τα βασικά υπολογιστικά στοιχεία της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής είναι:

- μια decision-oriented αποθήκη δεδομένων (data warehouse ή data mart),
- μια βάση περιπτώσεων,
- τεχνολογία data mining,
- μια βάση γνώσεων,
- ένα περιβάλλον υποστήριξης αποφάσεων βασισμένο σε νευρωνικά δίκτυα.



Σχήμα 1 Σενάριο για την προτεινόμενη αρχιτεκτονική ανάπτυξης ΣΥΑ

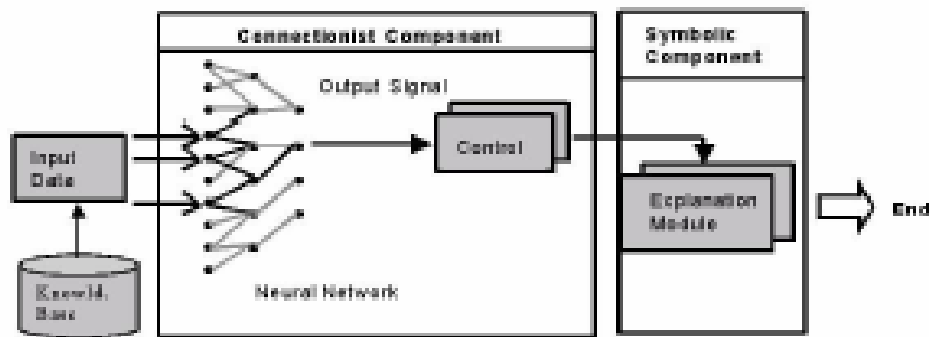
Το Ευφύες Συμβουλευτικό Σύστημα

Ένας από τους σκοπούς αυτού του ερευνητικού προγράμματος είναι να εφοδιαστεί η διαδικασία ανακάλυψης γνώσης σε βάσεις δεδομένων (KDD) με τις ακόλουθες ικανότητες:

- αυτόματη εξαγωγή συμπερασμάτων επάνω στην ανακαλυφθείσα γνώση, και
- αιτιολόγηση των συνιστώμενων λύσεων.

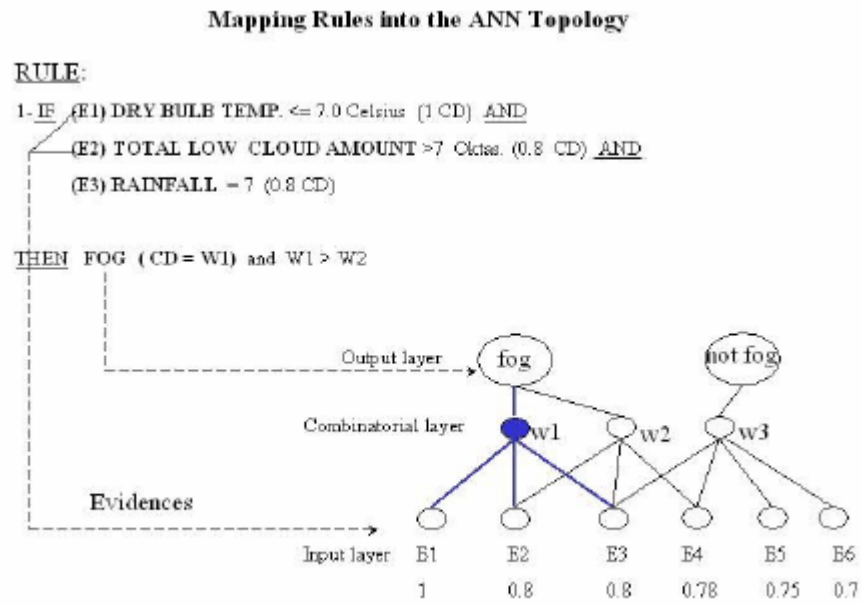
Αυτές οι ικανότητες παρέχονται από το ευφύες συμβουλευτικό σύστημα, που προσδιορίζεται ως συστατικό κομμάτι του υπό ανάπτυξη ΕΣΥΑ σε αυτό το πρόγραμμα (Σχήμα 1). Καλείται συμβουλευτικό, καθώς δεν λαμβάνει οποιαδήποτε απόφαση ή δράση από μόνο του, αλλά προτείνει εναλλακτικές επιλογές στον αποφασίζοντα μαζί με τις αντίστοιχες αιτιολογίες. Η

αρχιτεκτονική αυτού του συμβουλευτικού συστήματος συνδυάζει τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) και έναν συμβολικό αντικειμενοστραφή μηχανισμό για την αναπαράσταση γνώσης. Αυτό το σύστημα είναι σε θέση μαθαίνει, μέσα από ένα εκπαιδευτικό σύνολο στοιχείων μέσω του νευρωνικού δικτύου εκμάθησης, και να δικαιολογεί το συλλογισμό του μέσω του συμβολικού μηχανισμού αναπαράστασης γνώσης. Το Σχήμα 2 παρουσιάζει μια επισκόπηση της αρχιτεκτονικής ενός τέτοιου ΕΣΥΑ, τα κύρια συστατικά και τις διαδικασίες του.



Σχήμα 2 Αρχιτεκτονική των Συστατικών του ΕΣΥΑ

Το προτεινόμενο μοντέλο εξάγει συσχετίσεις από τις περιπτώσεις που αποθηκεύονται στη βάση περιπτώσεων χρησιμοποιώντας έναν γενετικό αλγόριθμο κανόνων και χρησιμοποιεί τις σχέσεις αυτές ως είσοδο στο συστατικό μέρος του ΕΣΥΑ, το οποίο εφαρμόζει έναν επαγωγικό αλγόριθμο εκμάθησης. Η επαγωγική εκμάθηση εκτελείται μέσω ενός αλγορίθμου τιμωρίας και ανταμοιβής και ενός αλγορίθμου εκμάθησης που εφαρμόζεται στο νευρωνικό δίκτυο [9 ..13]. Έτσι, το σύστημα ακολουθεί την παρακάτω στρατηγική για να καταλήξει σε μια απόφαση για μια συγκεκριμένη περίπτωση (π.χ. πρόβλεψη ομίχλης). Το νευρωνικό δίκτυο αξιολογεί τη δεδομένη περίπτωση και υπολογίζει ένα βαθμό εμπιστοσύνης για κάθε υπόθεση. Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων βρίσκει την επικρατούσα υπόθεση και επιστρέφει το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων. Πρέπει να διαπιστωθεί ότι κάθε περίπτωση διαμορφώνεται και παρουσιάζεται στο ΕΣΥΑ ως σύνολο στοιχείων, όπου κάθε τιμή του ζευγαριού στοιχείο/ιδιότητα χαρτογραφείται σε έναν νευρώνα εισόδου στην τοπολογία του νευρωνικού δικτύου. Το Σχήμα 3 επεξηγεί αυτόν τον μηχανισμό χαρτογράφησης.



Σχήμα 3 Κανόνες χαρτογράφησης στην τοπολογία νευρωνικού δικτύου

10.3.2 MAPS: An International Market Entry Planning System

Εισηγητής: Michel Mitri

Ίδρυμα: *Department of Finance and Computer Information Systems, Eastern Michigan University*

Δημοσίευση: MAPS: An International Market Entry Planning System, IEEE, 1995

Κατηγορία: Έμπειρα Συστήματα

Το MAPS είναι ένα έμπειρο σύστημα μάρκετινγκ το οποίο βοηθάει τους μάνατζερ να πάρουν στρατηγικές αποφάσεις, αναφορικά με την είσοδο της επιχείρησής τους στην αγορά. Το σύστημα αναπτύσσεται χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό τεχνικών αναπαράστασης γνώσης με βάση την Τεχνητή Νοημοσύνη (για παράδειγμα κανόνες, σημασιολογικά δίκτυα, τεχνικές text-analysis) και πολυκριτήρια μοντέλα απόφασης για δοκιμή και αξιολόγηση. Προηγούμενες έρευνες των κατασκευαστών του είχαν καταλήξει στη δημιουργία διάφορων συστατικών μερών του MAPS, τα οποία αναπτύχθηκαν ως αυτόνομα προϊόντα χρησιμοποιώντας έναν φλοιό που ονομάζεται CEVAL. Ο φλοιός αυτός χρησιμοποιείται τώρα για αναβαθμίσει τα συστατικά αυτά μέρη σε ένα ολοκληρωμένο σύστημα, το οποίο θα αντιμετωπίζει προβλήματα που συναντούν διεθνείς σύμβουλοι μάρκετινγκ.

CEVAL (Candidate Evaluation)

Οι τεχνικές αναπαράστασης γνώσης που χρησιμοποιεί ο φλοιός CEVAL είναι:

Evaluation Criteria: Μια ιεραρχία κριτηρίων, καθένα από τα οποία περιλαμβάνει ζευγάρια *ratings/threshold scores* και από ένα βάρος που καθορίζει το επίπεδο της σημαντικότητάς του.

Contextual Questions: Πρόκειται για ερωτήσεις πολλαπλών επιλογών για την αντιστοίχιση των σκορ του κάθε κριτηρίου. Μερικές ερωτήσεις μπορεί να είναι τύπου *quick-reject*, όπου μια απάντηση ενεργοποιεί μια σύσταση η οποία απορρίπτει το αντίστοιχο κριτήριο.

Interpretation Fragments: Είναι παράγραφοι κειμένου που ενεργοποιούνται από συνδυασμούς εκτίμησης κριτηρίων. Επιπρόσθετα περιλαμβάνουν μια

στρατηγική καταστολής (suppression strategy) η οποία εμποδίζει την ταυτόχρονη εμφάνιση αντικρουόμενων ερμηνειών.

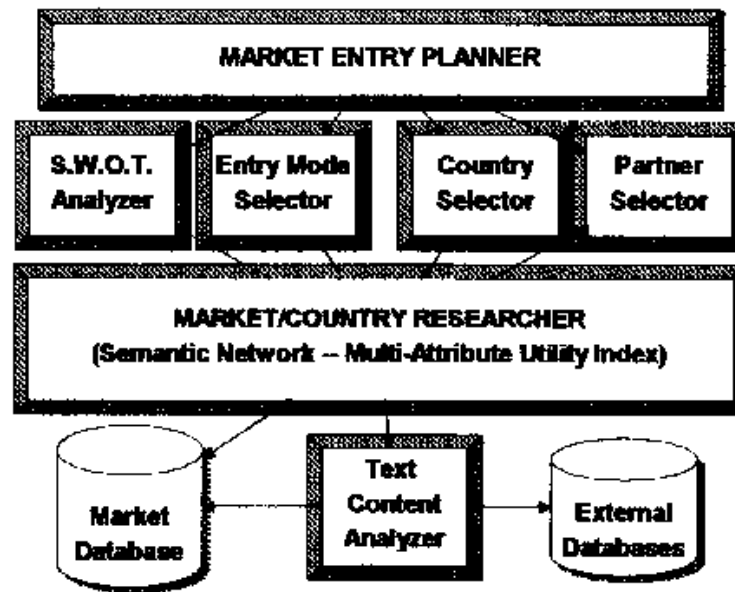
Plans: Ένα σχέδιο αντιπροσωπεύει μια εναλλακτική απόφαση. Τα σχέδια ταξινομούνται με βάση το σκορ τους από το πιο ελπιδοφόρο στο λιγότερο ελπιδοφόρο αναφορικά με την απόδοση του υποψήφιου κριτηρίου. Τα σχέδια ταξινομούνται σε κατηγορίες οι οποίες ονομάζονται *τύποι σχεδίων*.

Hypertext Tutorials: Είναι τα κύρια εγχειρίδια, με τη μορφή υπερκειμένου, του φλοιού. Η πρόσβαση σε αυτά γίνεται μέσω ενός βοηθητικού μενού ή μέσω συνδέσεων από επεξηγήσεις και ερμηνευτικές παραγράφους.

Semantic Network MAU Database Index: Ο φλοιός περιέχει ένα ευρετήριο της βάσης δεδομένων του, το οποίο συνδυάζει ένα σημασιολογικό δίκτυο με πολυκριτήρια μοντέλα χρησιμότητας. Αυτός ο συνδυασμός επιτρέπει την εξαγωγή εκτιμήσεων υπό την απουσία μιας φόρμας ερωτήσεων προς τη βάση δεδομένων. Περιλαμβάνει *αρχεία εκτιμήσεων* που περιέχουν ένα ή περισσότερα *πεδία αξιολόγησης* οι τιμές των οποίων προέρχονται από κάποια ποιοτική κλίμακα, όπως {άριστος, καλός, μέτριος, κακός, πολύ κακός} και συνδέονται με *πεδία επιπέδων εμπιστοσύνης*.

Το σύστημα MAPS

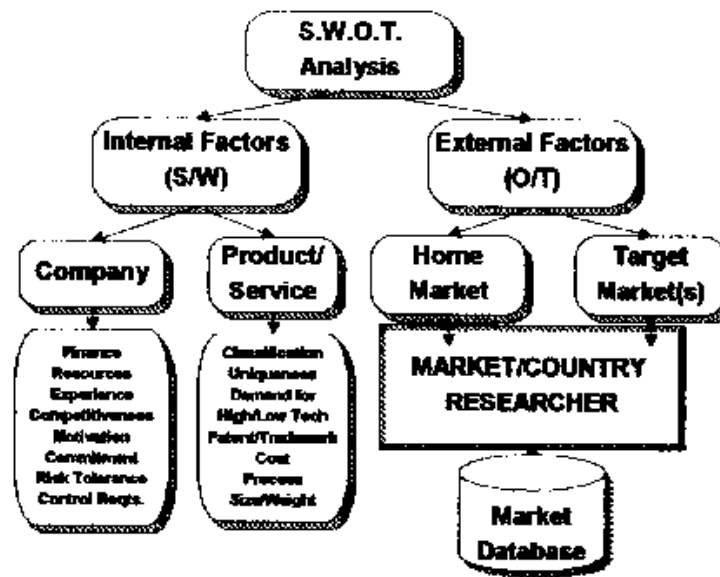
Δύο είναι τα κρίσιμα ερωτήματα που πρέπει να απαντηθούν κατά το σχεδιασμό της εισόδου μιας επιχείρησης σε μια αγορά: σε ποια αγορά (που) και με ποιο τρόπο (πώς). Το 'που' αφορά την επιλογή των καλύτερων χωρών ή/και περιοχών και το 'πώς' την επιλογή της καλύτερης μεθόδου (εξαγωγές, franchise, στήσιμο εγκαταστάσεων και χιλιάδες άλλες επιλογές. Αυτά τα είδη των αποφάσεων απεικονίζονται στη δομή του συστήματος MAPS, στο Σχήμα 1.



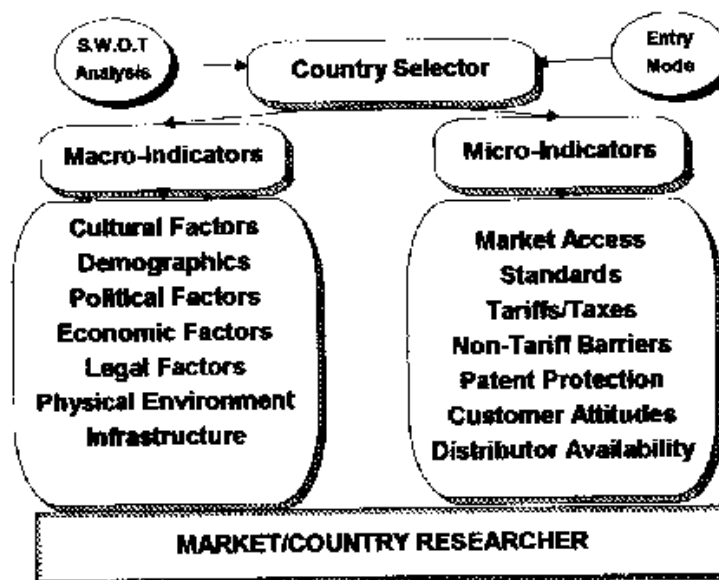
Σχήμα 1 Συνολική δομή του συστήματος MAPS

S.W.O.T Analyzer (Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats)

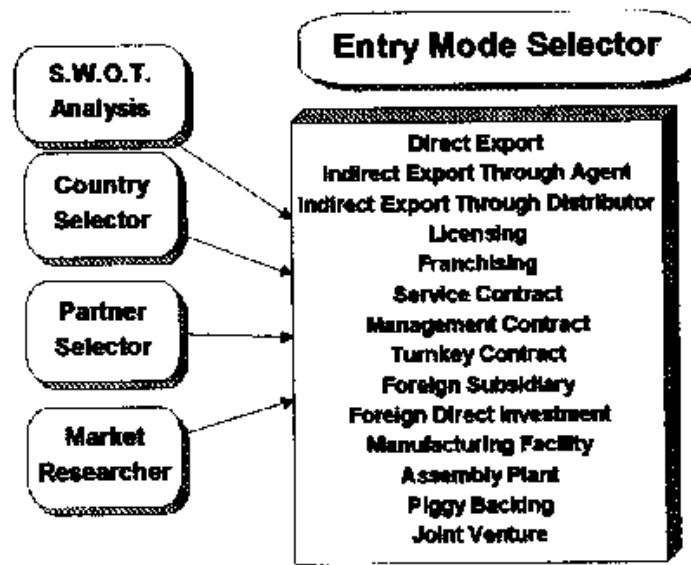
Αντιπροσωπεύει το βαθμό ετοιμότητας μιας επιχείρησης να διεθνοποιηθεί (Σχήμα 2) και παρέχει τα απαραίτητα δεδομένα για την επιλογή της κατάλληλης εισόδου στην αγορά. Η σχεδίασή του αποδίδεται στον Cavusgil (Cavusgil S.T., 1987), ο οποίος προσδιόρισε διάφορα κριτήρια εκτίμησης των δυνατοτήτων (strengths) και των αδυναμιών (weaknesses) μιας επιχείρησης και τα ονόμασε *εσωτερικούς παράγοντες*, καθώς και τις ευκαιρίες (opportunities) και τις απειλές (threats) που θα αντιμετωπίσει και τα ονόμασε *εξωτερικούς παράγοντες*.



Σχήμα 2 Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats



Σχήμα 3 Country Selector evaluation criteria



Σχήμα 4 Entry Mode Selector

Συμπεράσματα

Τμήματα του MAPS χρησιμοποιούνται από επιχειρήσεις, κυβερνητικές υπηρεσίες και πανεπιστήμια, για να υπηρετήσουν εκπαιδευτικούς σκοπούς και λήψη αποφάσεων. Άλλα τμήματα, όπως τα Entry Mode Selector και Country Selector είναι υπό κατασκευή. Υπό κατασκευή, επίσης, βρίσκεται η ολοκλήρωση του τελικού συστήματος που θα προκύψει από τη συνεργασία των επιμέρους, αυτόνομων, τμημάτων.

10.3.3 Μια εφαρμογή υποστήριξης πολυκριτήριων αποφάσεων για την παγκόσμια αγορά κατασκευής λογισμικού

Εισηγητές: Zhang Lei (1), Ren Shouju (1), Francilene Procopio Garcia (2), Liu Zuzhao (1)

Ιδρυμα: (1) Tsinghua University, Beijing, China

(2) Federal University of Paraiba, Campina Grande, Brasil

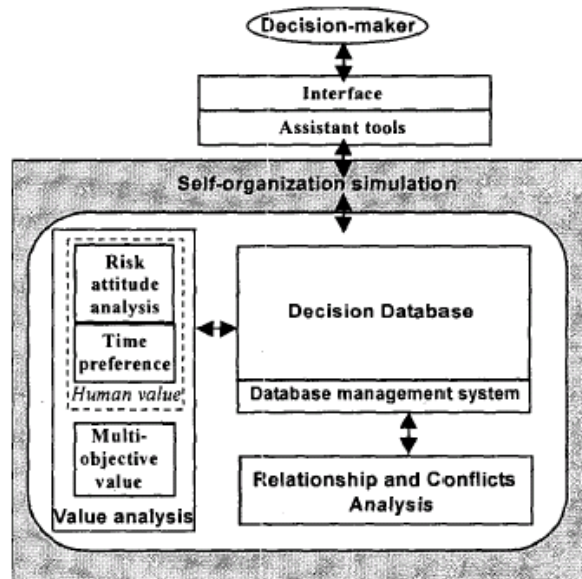
Δημοσίευση: Multiple-Value Decision Supporting Application in Software Production Facing Global Market, IEEE, 2000

Κατηγορία: Πολυκριτήρια Ανάλυση, AHP

Η πληροφορική έχει ρίξει τις επιχειρήσεις κατασκευής λογισμικού στο στίβο του παγκόσμιου ανταγωνισμού. Οι αρμόδιοι θεωρούν ότι, καθώς καθημερινά ανακύπτουν διάφορα προβλήματα αποφάσεων, τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων καλούνται να παίξουν σημαντικό ρόλο. Εδώ παρουσιάζεται ένα σύστημα που μπορεί να εφαρμοστεί σε μικρομεσαίες επιχειρήσεις, οι οποίες διαθέτουν κάποιο προϊόν στην αγορά και καλούνται να αντιμετωπίσουν τις προκλήσεις της παγκοσμιοποίησης.

ACTION-DM

Η αρχιτεκτονική του συστήματος παρουσιάζεται στο Σχήμα 1 και αποτελείται από πέντε τμήματα.



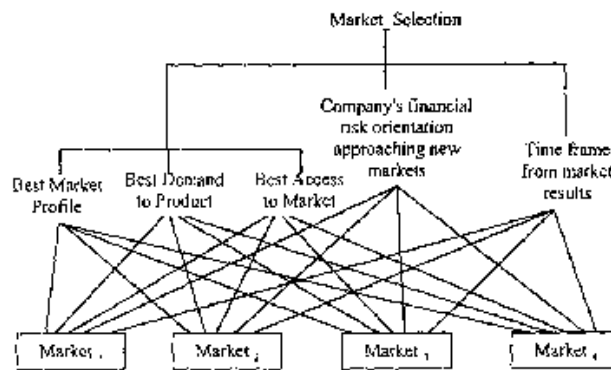
Σχήμα 1 Η αρχιτεκτονική του συστήματος ACTION-DM

Decision Database

Είναι το βασικότερο τμήμα του συστήματος. Όλες οι σχετικές πληροφορίες αποθηκεύονται εδώ για να υποστηρίξουν συγκεκριμένες μεθόδους λήψης αποφάσεων. Διαθέτει σύστημα διαχείρισης βάσεων δεδομένων.

Value analysis – risk attitudes

Δημιουργεί ένα δέντρο αποφάσεων που με τη μέθοδο AHP θα επηρεάσει τη διαδικασία της ταξινόμησης σε συγκεκριμένα προβλήματα αποφάσεων (Σχήμα 2).



Σχήμα 2 Δέντρο απόφασης για την επιλογή αγοράς

Relationship and conflicts analysis

Τεχνολογίες δομημένης ανάλυσης που εκτελούν μετασχηματισμούς πινάκων και υπολογισμούς, για να αποσυνθέσουν και να αναλύσουν τις σχέσεις των αντικειμένων (Πίνακας 1). Χρησιμοποιούνται για διαχωρίσουν στενά συνδεδεμένα γεγονότα και να επιλύσουν προβλήματα με πολλούς περιορισμούς.

Πίνακας 1 Επιλογή Αγοράς: Χαρακτηριστικά x Βάρη

	Objects	Attributes	Weight
Multi-objectives	<u>Best Market Profile</u> (18%)	▪ Status	3%
		▪ Size	6%
		▪ Piracy level	3%
		▪ Communication standing	3%
		▪ Competition level	3%
	<u>Best Demand to Product</u> (18%)	▪ Product's demand	10%
		▪ Product's changes	8%
		▪ Global operation's cost	6%
	<u>Best Access to Market</u> (14%)	▪ Lacked acculturation	3%
		▪ Alliances accessibility	5%
Risk Attitude	<u>Financial orientation</u> (30%)	▪ Return On Investment	10%
		▪ Financial risk	10%
		▪ Financing support	4%
		▪ Strategy to product's entry	6%
Time Preference	<u>Time frame from market results</u> (20%)	▪ Rate of growth - IT market	10%
		▪ Rate of growth - s/w market	10%

Self-organization simulation

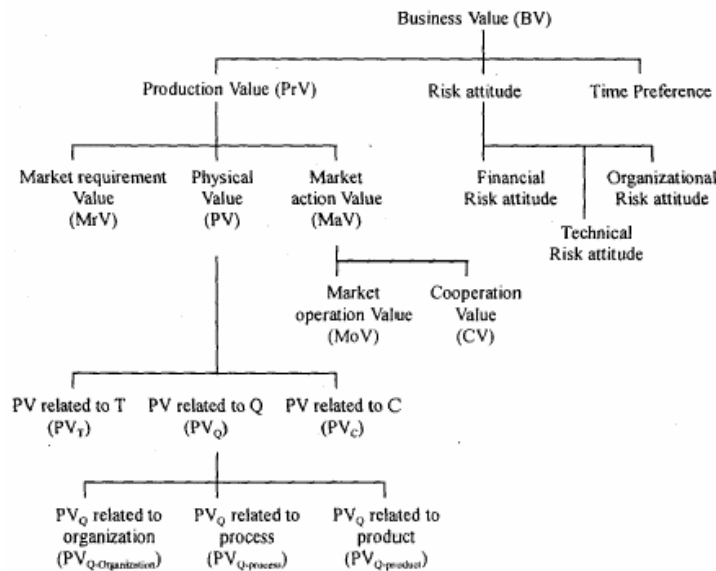
Στοιχεία ελέγχου κλειδιά αναπτύσσονται και αξιολογούνται για να συμπληρώσουν στρατηγικές αποφάσεων, οι οποίες στη συνέχεια θα ελεγχθούν από τους αποφασίζοντες. Εξελικτικοί αλγόριθμοι βασισμένοι σε αρχιτεκτονική τριών επιπέδων χρησιμοποιούνται για να υποστηρίξουν αυτή τη διαδικασία.

Interface and assistant tools

Είναι το τμήμα εισόδου / εξόδου του συστήματος το οποίο επικοινωνεί με τους αποφασίζοντες και περιλαμβάνει βοηθητικά εργαλεία τέτοια, ώστε να παρέχει βοήθεια κατά τη χρήση.

Συμπεράσματα

Μελέτες βασισμένες στο πρωτότυπο ACTION-DM απέδειξαν ότι η λειτουργία του μπορεί να υποστηρίξει στρατηγικές αποφάσεις στο μάρκετινγκ μιας επιχείρησης,



Σχήμα 3 Value Model Tree

Ο ορισμός κάθε τιμής δίνεται παρακάτω:

BV The goal of DSS model is to optimize the integrated **BV** of product, which can evolve different meanings: better define product internationalization plans depending on the market space; better organize production process depending on the internationalization cycles; and better reconfigure products to react to market changes; and so on. **BV** is the tradeoff of different objectives inside the model, including both physical objectives and human attitudes.

PrV Represents an aggregated value of the software production process, which may involve its Physical Value (**PV**) and its market purpose and values. It's an important part of **BV**.

Risk Attitude Represents decision-makers' attitude when facing decisions with uncertainty. It could be divided into different kinds, for people may have different risk preferences depending on different subjects such as financial, technical, and organizational aspects.

Time Preference Represents decision-makers' long-or-short term attitude when facing decisions with potential opportunities and feedback affected by time delay.

MrV Represents the production value with respect to a given market requirements. A product that could

better react to those market requirements will have higher **MrV**. It uses to be evaluated at the beginning of the production cycle to international markets.

PV Represents the integration of both product's features and software process deployment for better organizing critical complexities within the production system. **PV** is used to estimate the real added value of production processes and final product and its influence on international markets.

MaV Represents the production value with respect to succeeding market actions. A product that presents better strategies to enter international markets will have higher **MaV**.

PV_T Represents the **PV** with respect to Time. A product being evaluated, adjusted and put into market within a shorter time production cycle will have higher **PV_T**.

PV_Q Represents the **PV** with respect to Quality. A product being developed with higher quality concerned to its production process and final functionalities will have higher **PV_Q**.

PV_C Represents the **PV** with respect to Cost. A product being developed and marketed with lower production cost will have higher **PV_C**.

PV_{Q-organization} Represents the **PV_Q** related to the organization aspects. A company that has more flexible organizational structure to deal with virtual development processes will have higher **PV_{Q-organization}**.

PV_{Q-process} Represents the **PV_Q** related to the production process aspects. A company that uses to apply "industry best practices" for process improvement and quality assessment will have higher **PV_{Q-process}**.

PV_{Q-product} Represents the **PV_Q** related to the product itself. A product that exposes functionalities with higher quality benefit according to industry standards will have higher **PV_{Q-product}**.

MoV Represents an integration of a set of strategic market operations that may influence the **MaV**. A product that presents flexible and well-structured market operations supporting feedback from market may result as a higher **MoV**.

CV Represents also a component of **MaV** that reflects cooperation works within strategic alliances. If partners can cooperate with higher efficiency and flexibility, the **CV** is expected to be high.

10.3.4 OPDMS: Operations and Planning Data Management System

Εισηγητές: Nada B. Reinprecht, David Bones

Ιδρυμα: National Electricity Market Management Company Limited (NEMMCO)

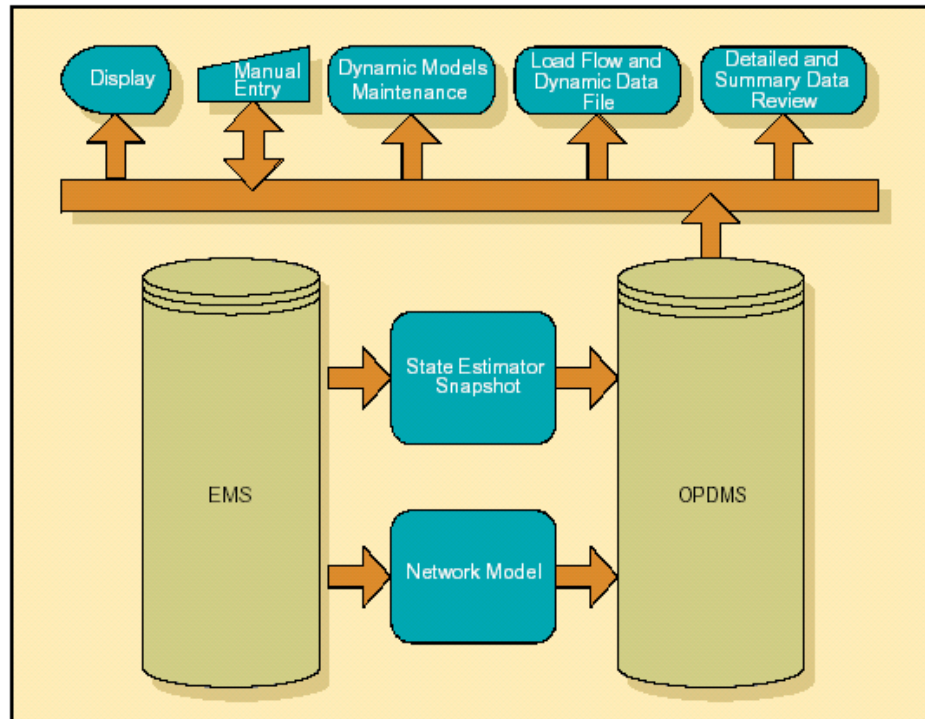
Δημοσίευση: Data Management for the Electricity Market, IEEE, 2001

Κατηγορία: Έμπειρα Συστήματα (Knowledge-based)

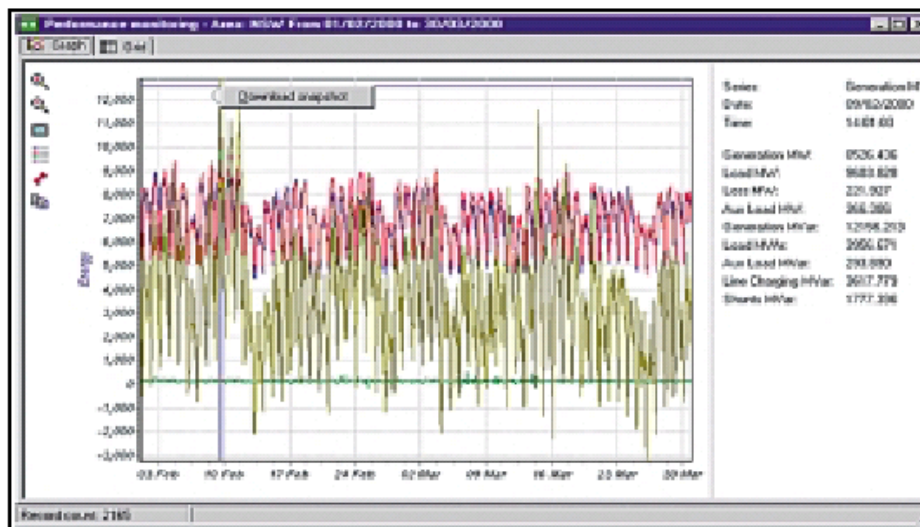
Οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας παρέχουν οικονομικές ενδείξεις οι οποίες ενθαρρύνουν τη μεγιστοποίηση της χρήσης του δικτύου διανομής. Υπό τέτοιες συνθήκες οι χρήστες του δικτύου θέλουν να διασφαλίσουν την επάρκεια των ορίων του. Η προετοιμασία των δεδομένων για περαιτέρω ανάλυση, η επάρκεια και η διαφάνειά τους, είναι σημαντικά θέματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Για το σκοπό αυτό αναπτύσσεται το σύστημα OPDMS, για να υποστηρίξει το σχεδιασμό και την επιχειρησιακή λειτουργία της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, για λογαριασμό της NEMMCO (National Electricity Market Management Company Limited). Η NEMMCO είναι μια κυβερνητική υπηρεσία της Αυστραλίας, η οποία τοποθετήθηκε ανάμεσα στους παραγωγούς και τους διανομείς ηλεκτρικής ενέργειας της χώρας, με αρμοδιότητες τη διαχείριση της αγοράς, την ασφάλεια του δικτύου και το συντονισμό της λειτουργίας του.

Περιγραφή του συστήματος

Το σύστημα εισάγει μια αυτοματοποιημένη διαδικασία προετοιμασίας των δεδομένων για ανάλυση σταθερής κατάστασης και απότομων μεταβολών τάσης, σε πραγματικό χρόνο. Τα δεδομένα παρέχει το σύστημα διαχείρισης ενέργειας EMS (Energy Management System). Ένα σύνολο από τρέχοντα και ιστορικά δεδομένα βρίσκονται αποθηκευμένα στη βάση δεδομένων του συστήματος και μπορούν να παρουσιαστούν σαν στιγμιότυπα, φανερώνοντας την πορεία μεγεθών όπως παραγωγή, φορτία, ροές και τάσεις ρεύματος (Σχήμα 2). Η αρχιτεκτονική του συστήματος απεικονίζεται στο Σχήμα 1.

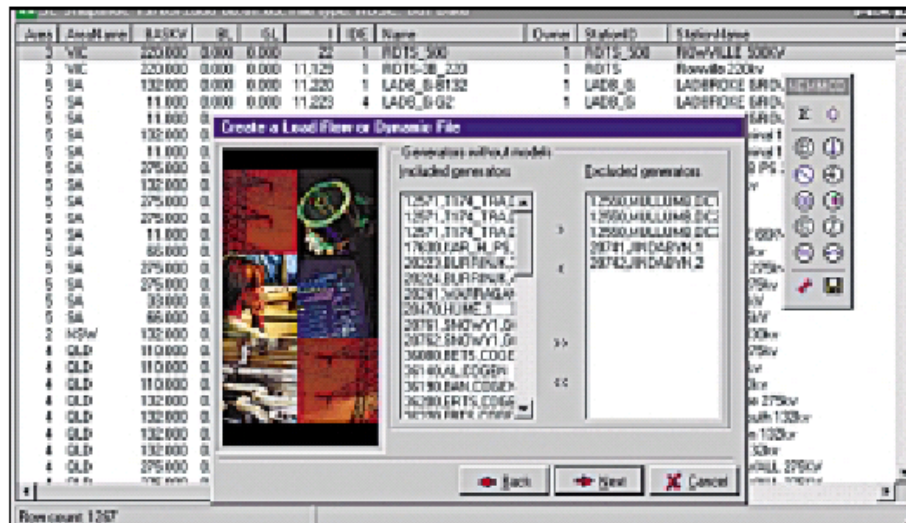


Σχήμα 1 Η αρχιτεκτονική του συστήματος OPDMS



Σχήμα 2 Γραφικό στιγμιότυπο μεγέθους

Το σύστημα έχει αναπτυχθεί έτσι, ώστε να λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο και να διαχειρίζεται την προετοιμασία των προς ανάλυση δεδομένων. Σε αυτό το στάδιο τα δεδομένα συλλέγονται και εξάγονται σε φόρμες κατάλληλες για είσοδο σε εφαρμογές δυναμικής ανάλυσης δεδομένων (Σχήμα 3).



Σχήμα 3 Εξαγωγή δεδομένων σε αρχείο

Συμπεράσματα

Στην παρούσα φάση η λειτουργία του συστήματος επιτρέπει την ανάλυση ροής φορτίου και μεταβολών τάσης, χρησιμοποιώντας τρέχοντα και ιστορικά δεδομένα, σε πραγματικό χρόνο. Παρέχεται μόνο για εσωτερική χρήση της κυβερνητικής υπηρεσίας NEMMCO και χρησιμοποιεί μια βάση δεδομένων και εργαλεία της Oracle στον server της βάσης δεδομένων, καθώς και εργαλεία Delphi Inprise για την ανάπτυξη εφαρμογών σε επίπεδο client. Εάν απαιτηθεί, η εφαρμογή μπορεί να διατεθεί για χρήση μέσω Web.

10.3.5 Decision Support for Call Center Management Using Simulation

Εισηγητής: Rupesh Chokshi

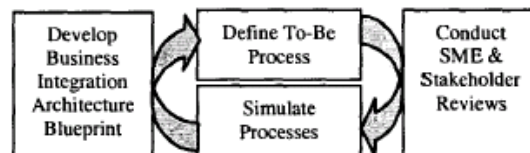
Ίδρυμα: AT&T Labs

Δημοσίευση: Decision Support for Call Center Management using Simulation, Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference, 1999

Κατηγορία: Έμπειρα Συστήματα, Προσομοίωση

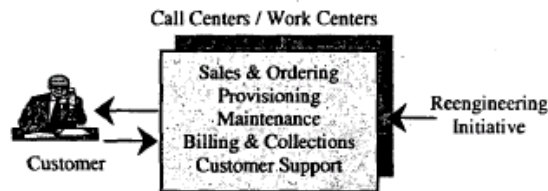
Στην εποχή της πληροφορίας και των επικοινωνιών, τα τηλεφωνικά κέντρα ανάγονται σε αναπόσπαστα τμήματα για την πλειοψηφία των επιχειρήσεων, οι οποίες εκτελούν πλέον λειτουργίες εξυπηρέτησης πελατών μέσω Internet, επενδύοντας σε τεχνολογίες επικοινωνιών. Ένα μεγάλο μέρος της επένδυσης αφορά ανθρώπινο δυναμικό και υπολογιστικά συστήματα που χρησιμοποιούνται για τη διαχείριση των κλήσεων σε τηλεφωνικά κέντρα. Αυτή η παράγραφος αναφέρεται στη χρησιμότητα της προσομοίωσης ως εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων, στα πλαίσια μιας πρωτοβουλίας αναδιοργάνωσης της AT&T.

Η AT&T διαχειρίζεται χιλιάδες πελατών καθημερινά. Σε ανταγωνιστικό περιβάλλον, είναι κρίσιμο για μια επιχείρηση να εστιάσει σε πρωτοβουλίες μείωσης του κόστους χωρίς να κάνει συμβιβασμούς στην εξυπηρέτηση των πελατών της. Έτσι, το 1998, το εμπορικό τμήμα της εταιρείας ξεκίνησε μια στρατηγική πρωτοβουλία αναδιοργάνωσης ενεργοποιώντας διαδικασίες και συστήματα σε διάφορες λειτουργίες της επιχείρησης με σκοπό να δημιουργήσει μια μελλοντική πελατοκεντρική εικόνα. Μια από τις ομάδες εργασίας που δημιουργήθηκαν ήταν η PET (Process Engineering Team), η οποία αποτελείται από την ομάδα σχεδίασης διαδικασιών και την ομάδα προσομοίωσης. Η ομάδα PET επιφορτίστηκε με την ανάπτυξη νέων διαδικασιών λειτουργίας της επιχείρησης, σε συνεννόηση με ειδικούς επί του θέματος (SME, Subject Matter Experts) και μετόχους της εταιρείας (Σχήμα 1).



Σχήμα 1 Ολοκληρωμένη προσέγγιση της ομάδας

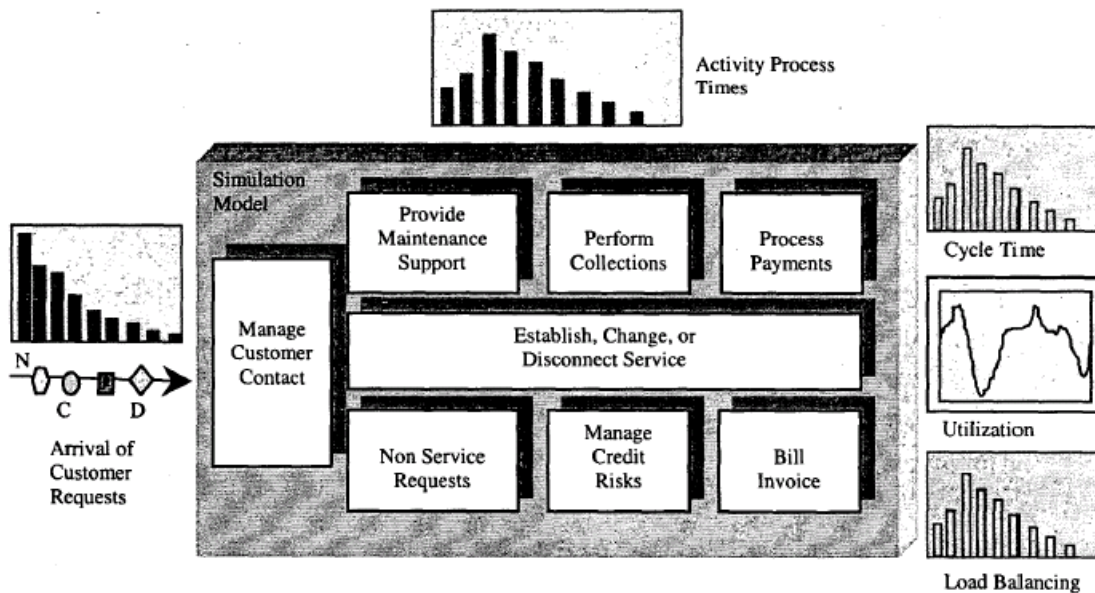
Η προσπάθεια της ομάδας επικεντρώθηκε στον τρόπο βελτίωσης της λειτουργίας της επιχείρησης και στην προστιθέμενη αξία που θα προέκυπτε. Στο Σχήμα 2 απεικονίζονται οι λειτουργίες που εκτελούνται σε περιβάλλον τηλεφωνικού κέντρου.



Σχήμα 2 Η επίδραση της αναδιοργάνωσης στη λειτουργία των τηλεφωνικών κέντρων

Μοντέλο Προσομοίωσης

Ο αντικειμενικός σκοπός της ομάδας σχεδίασης διαδικασιών ήταν η κατανόηση της επίδρασης των διαδικασιών σε σχέση με παράγοντες κόστους, χρόνου και μαρτυρίες πελατών. Με βάση αυτούς τους παράγοντες θα πρέπει να αποφασιστούν ποιες αλλαγές είναι πιο κρίσιμες για την επιτυχία της προσπάθειας αναδιοργάνωσης. Η προσομοίωση είναι μια μεθοδολογία που μπορεί, αποτελεσματικά και με ακρίβεια, να μοντελοποιήσει το περιβάλλον λειτουργίας ενός τηλεφωνικού κέντρου (Σχήμα 3).



Σχήμα 3 Αρχιτεκτονική του μοντέλου προσομοίωσης

Η φάση της κατασκευής του μοντέλου προσομοίωσης είναι το σημείο όπου η πείρα των ειδικών συναντά τη δημιουργικότητα. Το καλό με την προσομοίωση είναι ότι δεν υφίσταται η έννοια του ‘απολύτως καλύτερου μοντέλου’.

Συμπεράσματα

Η ομάδα εργασίας κατάφερε να επιτύχει τους αντικειμενικούς της στόχους και να χρησιμοποιήσει επιτυχώς την προσομοίωση ως εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων, αναπτύσσοντας ένα μοντέλο προσομοίωσης με τη χρήση της εφαρμογής BPSimulator της Systems Modeling. Η πρωτοβουλία αναδιοργάνωσης της επιχείρησης βρίσκεται σε φάση ανάπτυξης και η ομάδα προσομοίωσης ασχολείται αυτή τη στιγμή με τη μοντελοποίηση χαμηλότερου επιπέδου διαδικασιών και συστημάτων.

10.3.6 PriceStrat: Ευφυής υποστήριξη αποφάσεων για την τιμολόγηση προϊόντων και υπηρεσιών

Εισηγητές: Nathalie Cassaigne, Madan G. Singh

Ίδρυμα: Department of Computation, University of Manchester, Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester

Δημοσίευση: Intelligent Decision Support for the Pricing of Products and Services in Competitive Consumer Markets, IEEE, 2001

Κατηγορία:: Υβριδικά Συστήματα, non-linear models, optimization, learning algorithms, knowledge-based

Πρόκειται για μια καινούρια οικογένεια συστημάτων που ονομάζονται ευφυή συστήματα υποστήριξης στρατηγικών αποφάσεων και χρησιμοποιούν οι επιχειρήσεις για να λάβουν σημαντικές αποφάσεις για την τιμολογιακή τους πολιτική, μέσα στο δυναμικό ανταγωνιστικό περιβάλλον όπου λειτουργούν. Η χρησιμότητά τους έγκειται στην ικανότητά τους να διαχειρίζονται τη γνώση που προκύπτει από την εμπειρία της επιχείρησης από τη μια, και εξωτερική πληροφόρηση από την άλλη.

Στρατηγική Τιμολόγηση

Το θέμα της τιμολόγησης είναι ζήτημα στρατηγικού μάρκετινγκ. Μια επιχείρηση αναγκάζεται να τιμολογεί και να επανατιμολογεί τα προϊόντα και τις υπηρεσίες που παρέχει, από καιρό σε καιρό. Η ανάγκη για επανατιμολόγηση προκύπτει υπό την πίεση των αλλαγών στις τιμές του ανταγωνισμού, το κόστος των πρώτων υλών ή την προσπάθεια για διαφοροποίηση προϊόντων και υπηρεσιών. Τρία είναι τα σημεία κλειδιά μιας μακροπρόθεσμης στρατηγικής τιμολογιακής πολιτικής.

1. **Price positioning.** Εποσημαίνει στον καταναλωτή τη σχετική ποιότητα των προϊόντων και των υπηρεσιών της επιχείρησης απέναντι στον ανταγωνισμό, τονίζοντας ότι αυτά διαθέτουν την επιθυμητή αντιστοιχία μεταξύ ποιότητας και τιμής. Η επισήμανση αυτή μπορεί να γίνει και για διαφορετικά προϊόντα της ίδιας επιχείρησης.

2. **Market Focus and Penetration.** Αφορά τη διασφάλιση ότι επιτυγχάνονται οι στόχοι σε όγκο πωλήσεων των προϊόντων ή υπηρεσιών, στα διάφορα τμήματα της αγοράς όπου διατίθενται.
3. **Continual Product or Service Differentiation.** Απαιτείται από την επιχείρηση να παρουσιάζει καινοτόμα προϊόντα ή υπηρεσίες από καιρό σε καιρό με σκοπό τη συνεχή διαφοροποίησή της από τον ανταγωνισμό.

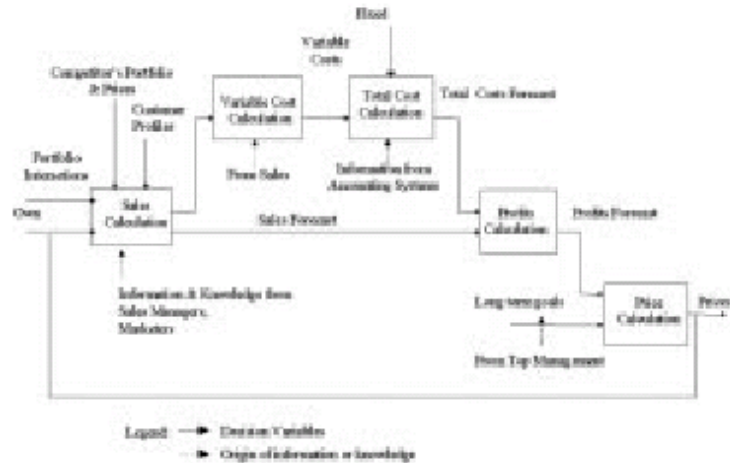
Αξίζει να σημειωθεί ότι ο χρονικός ορίζοντας καθενός από τους παραπάνω στρατηγικούς στόχους είναι μεγαλύτερος από την περιοδικότητα των αλλαγών των τιμών. Για παράδειγμα, η εταιρεία πετρελαιοειδών ESSO ξόδεψε δύο χρόνια για να εισάγει μια νέα τιμολογιακή πολιτική στην αγορά της Αγγλίας, τη στιγμή που οι τιμές των καυσίμων μεταβάλλονται σε καθημερινή βάση.

Υποστήριξη αποφάσεων τιμολογιακής πολιτικής

Τα σημεία κλειδιά μιας βραχυπρόθεσμης τιμολογιακής πολιτικής είναι:

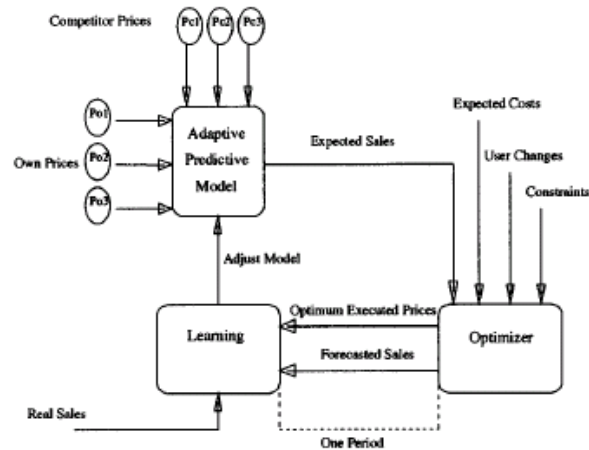
1. Παράγοντες κόστους και πώς αυτοί μεταβάλλονται με τον όγκο πωλήσεων,
2. Πωλήσεις και πώς αυτές μεταβάλλονται με τις τιμές,
3. Επίδραση των τιμών του ανταγωνισμού στις πωλήσεις,
4. Αλληλεπιδράσεις μεταξύ των τιμών κύριων προϊόντων της επιχείρησης και των πωλήσεων κάποιων άλλων προϊόντων της ίδιας επιχείρησης (φαινόμενα κανιβαλισμού).

Οι πληροφορίες για το κόστος των προϊόντων προέρχονται από τα λογιστικά συστήματα της επιχείρησης, τα οποία όμως δεν παρέχουν πληροφορίες για το αναμενόμενο κόστος σε διαφορετικά επίπεδα πωλήσεων. Το Σχήμα 1 απεικονίζει τη διαδικασία της τιμολόγησης:



Σχήμα 1 Η διαδικασία της τιμολόγησης

Το σύστημα PriceStrat αναπτύχθηκε σαν ένα γενικό εργαλείο υποστήριξης της διαδικασίας τιμολόγησης (Σχήμα 2). Πρόκειται για μια ευέλικτη εφαρμογή η οποία επιτρέπει στον χρήστη να καταπιαστεί με μια πληθώρα τιμολογιακών θεμάτων με κατανοητό τρόπο. Μπορεί, όμως, να χρησιμοποιηθεί μόνο από αρμοδίους.

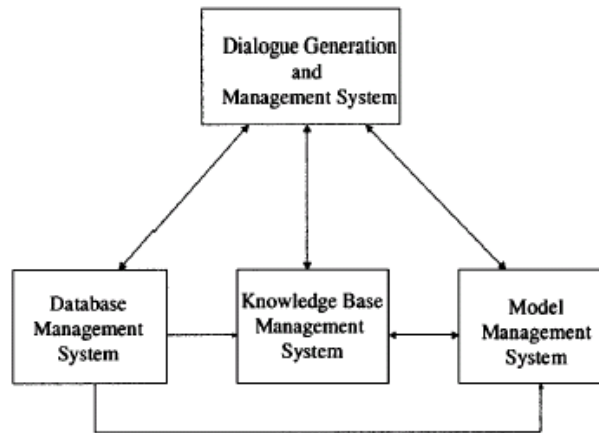


Σχήμα 2 Το σύστημα PriceStrat

Το σύστημα PriceStrat είναι ένα knowledge-based σύστημα. Τα κύρια τμήματά του, όπως απεικονίζονται στο Σχήμα 3, είναι:

- **Dialogue generation and management system**, το οποίο παρέχει το περιβάλλον εργασίας.

- **Model-based management system**, το οποίο ενσωματώνει τα μη γραμμικά μοντέλα τιμών – πωλήσεων, το μηχανισμό βελτιστοποίησης και το μηχανισμό μάθησης.
- **Knowledge-based management system** για την εξαγωγή της εμπειρίας των ειδικών μέσα από τις απαντήσεις τους σε what-if σενάρια και άλλους κανόνες.
- **Database management system**, το οποίο επιτρέπει τη διατήρηση της ακεραιότητας των βάσεων δεδομένων.



Σχήμα 3 Η αρχιτεκτονική του συστήματος PriceStrat

Υποστήριξη αποφάσεων για τιμολόγηση καυσίμων: PriceNet

Η πιο σημαντική παράμετρος είναι η διατήρηση των τιμών της επιχείρησης σε αντιστοιχία με τις τιμές του ανταγωνισμού. Αν και έτσι εξασφαλίζεται ο στόχος του όγκου πωλήσεων, δεν επιτυγχάνεται ο στόχος των κερδών. Για να διαχειριστούν τις τιμές και να εξασφαλίσουν τον έλεγχο των κερδών, οι διανομείς καυσίμων προσπαθούν να:

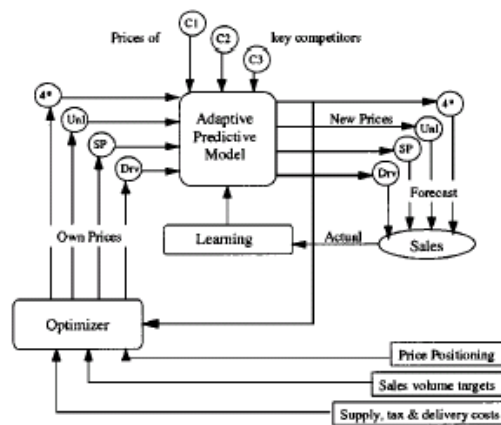
- Διαθέτουν επαρκή πληροφόρηση
- Να χρησιμοποιούν την πληροφόρηση που διαθέτουν στη διαδικασία της τιμολόγησης

- Διευκρινίσουν την πολιτική που θα τους επιτρέψει να επιτύχουν τους στρατηγικούς τους στόχους

Η διαδικασία της τιμολόγησης δεν αρκεί να θέτει αποτελεσματικές τιμές, αλλά χρειάζεται επίσης να:

1. Ενημερώνει το προσωπικό για την τοπική αγορά
2. Να εξασφαλίζει ότι το μοντέλο τιμολόγησης θα διατηρηθεί και θα επιτευχθούν οι στόχοι των πωλήσεων και των κερδών
3. Παρέχει feedback με σκοπό την προώθηση και εδραίωση της εταιρείας στην αγορά

Η εξειδικευμένη έκδοση του συστήματος PriceStrat για την επίλυση αυτού του προβλήματος ονομάζεται PriceNet (Σχήμα 4).



Σχήμα 4 Το μοντέλο διαχείρισης τιμών / πωλήσεων PriceNet

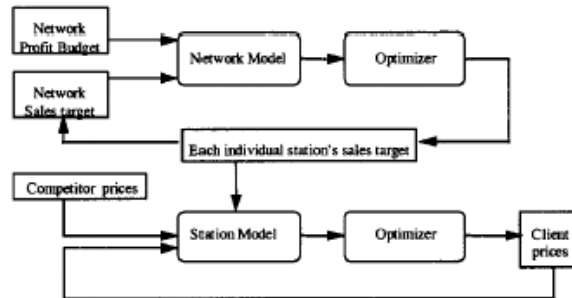
Βελτιστοποίηση δικτύου διανομής

Το πρόβλημα της τιμολόγησης καυσίμων, ιδωμένο από την πλευρά της διοίκησης, περιλαμβάνει:

1. Στόχο πωλήσεων για ολόκληρο το δίκτυο διανομής για την επόμενη εβδομάδα
2. Μέγιστα / ελάχιστα επιτρεπτά όρια τιμών

3. Μέγιστες επιτρεπτές αλλαγές τιμών
4. Τρόπο μεταβολής του όγκου πωλήσεων κάθε πρατηρίου ώστε να ικανοποιούνται οι στόχοι ολόκληρου του δικτύου

Αυτό το πρόβλημα βελτιστοποίησης αντιμετωπίζεται από το υποσύστημα PriceNet's network optimizer (Σχήματα 5 και 6).



Σχήμα 5 PriceNet's network optimizer

	Volume	Profit	Volume/Profit Options
Optimum			15201 / 5177
Current	193169	5034	194491 / 4695
Last week	180444	4777	191944 / 5392
Last 6 weeks	175090	5296	189397 / 6089
			186950 / 6787

Buttons: Optimise group, Change Options, Recalculate Options, Quit

Σχήμα 6 PriceNet's network optimizer options

Η παραλλαγή του συστήματος PriceStrat για mass retailing ονομάζεται Retail Price Optimizer και αφορά τη διακίνηση μέχρι και δεκάδων χιλιάδων κωδικών προϊόντων, σε σχέση με τα τέσσερα έως πέντε ενός πρατηρίου καυσίμων. Η αντίστοιχη παραλλαγή για τιμολόγηση υπηρεσιών κινητής τηλεφωνίας ονομάζεται TelPrice, με τη διαφορά ότι το προϊόν είναι ένα σύνολο υπηρεσιών που περιλαμβάνει διάφορες μεταβλητές τιμών όπως ενοίκιαση γραμμής, τέλος σύνδεσης, συσκευή και οικονομικά προγράμματα.

10.3.7 ProcessWeb: Web-enabled υποστήριξη αποφάσεων για το σχεδιασμό της δομής μιας virtual enterprise

Εισηγητές: Azad M. Madni and Carla C. Madni (1), Cliff Stogdill (2)

Ίδρυμα: (1) Intelligent Systems Technology, Inc., Santa Monica, California, USA

(2) Wright Laboratory/Mfg Tech Division, Wright-Patterson AFB, USA

Δημοσίευση: ProcessWeb™: Web-enabled Process Support for Planning the Formation of a Virtual Enterprise, IEEE, 1998

Η σχεδίαση ή συμμετοχή σε μια εικονική επιχείρηση θεωρείται μια αποτελεσματική στρατηγική εκμετάλλευσης ευκαιριών που προσφέρει η αγορά, οι οποίες δεν μπορούν να επιδιωχθούν από συμβατικές επιχειρήσεις. Στην πράξη, όμως, ο σχηματισμός μιας εικονικής επιχείρησης είναι ιδιαίτερα περίπλοκος. Δεν υπάρχουν μεθοδολογίες ή εργαλεία που να βοηθούν τους αποφασίζοντες (α) στο σχεδιασμό και την ανάλυση της δομής μιας εικονικής επιχείρησης και (β) στην επιλογή συμβατικών συνεργατών / προμηθευτών που να διαθέτουν τις απαραίτητες ικανότητες. Το σύστημα ProcessWeb είναι ένα web-based, process-enabled σύστημα που βοηθά τους αποφασίζοντες στην αξιολόγηση των δυνατοτήτων συνεργασίας και των επιλογών outsourcing.

Στον πίνακα 1 παρατίθενται οι υποθέσεις κλειδιά για την ανάπτυξη μιας εικονικής επιχείρησης με τη βοήθεια του συστήματος ProcessWeb.

Πίνακας 1 Υποθέσεις κλειδιά

Μια επιχείρηση μπορεί να χαρακτηριστεί από τις διαδικασίες της

Τα μοντέλα των διαδικασιών της αποτελούνται από οντότητες κλειδιά (π.χ. διαδικασίες, δραστηριότητες, προϊόντα, συστατικά, ρόλους, εργαλεία, εγχειρίδια και τις συσχετίσεις τους)

Ο σχηματισμός μιας εικονικής επιχείρησης και η ανάπτυξη πελατών – προμηθευτών είναι προβλήματα συγκρότησης διαδικασιών

Η ομαλή ανάπτυξη μιας επιχείρησης απαιτεί αναγνώριση και εξάλειψη των προβλημάτων μεταξύ των συνεργατών

Η συγκρότηση των διαδικασιών εκτελείται εκεί όπου πραγματοποιούνται συναλλαγές προϊόντων

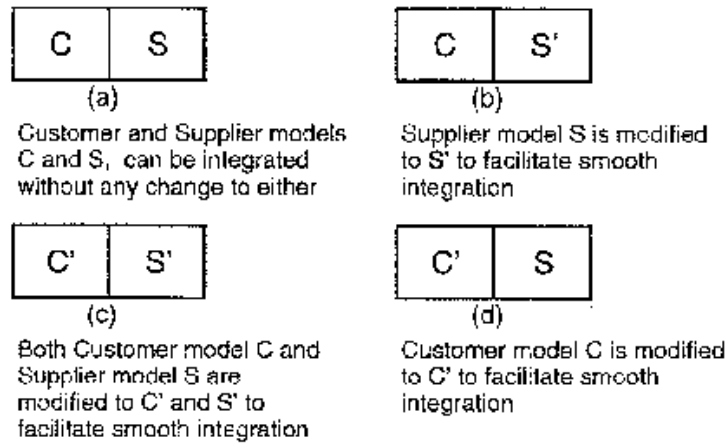
ή ανταλλαγές πληροφοριών

Στο σύστημα **ProcessWeb** οι ικανότητες κάθε επιχείρησης διευκρινίζονται με όρους όπως:

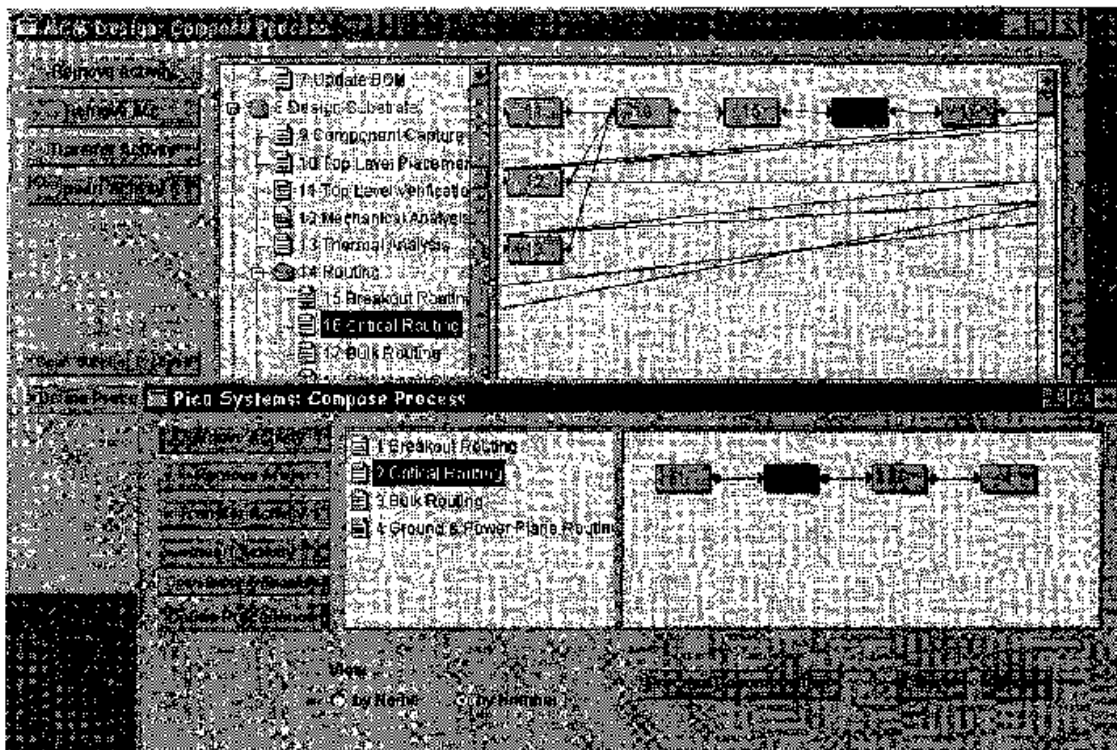
- Προϊόντα (περιγραφή, προδιαγραφές, συστατικά)
- Διαδικασίες (μία ή περισσότερες ανά προϊόν)
- Πηγές (άνθρωποι, τεχνολογίες, εργαλεία, πόροι)

Το σύστημα ProcessWeb παρέχει τις παρακάτω δυνατότητες μοντελοποίησης μιας επιχείρησης.

- Καθορισμός διαδικασιών
- Επαλήθευση διαδικασιών
- Οπτικοποίηση διαδικασιών
- Ανάλυση διαδικασιών
- Συγκρότηση διαδικασιών
- Αντικατάσταση διαδικασιών
- Ανάλυση προβλημάτων (mismatches)
- Είσοδο/έξοδο μοντέλων (βιβλιοθήκη μοντέλων)



Σχήμα 1 Επιλογές συγκρότησης διαδικασιών



Σχήμα 2 Συγκρότηση διαδικασιών και αντικατάσταση διαδικασιών

10.3.8 Ένα ΕΣΥΑ με εφαρμογή στις επενδύσεις ακινήτων

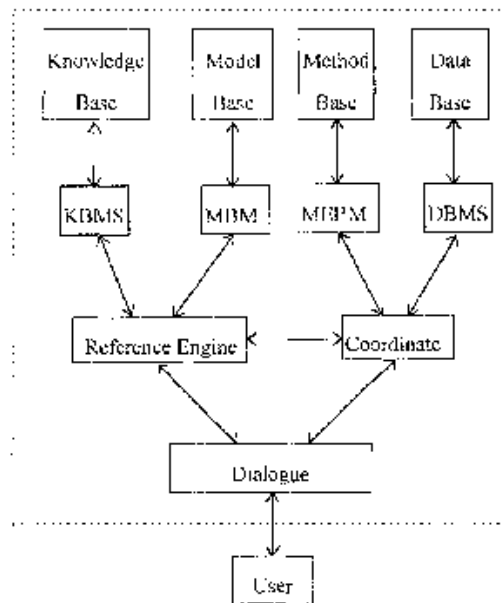
Εισηγητές: Rui-shen Lin, Qi-yu Wang, Jian-bua Hu, Li Gao and Liang Lu

Ίδρυμα: Department of Automation, Shanghai University, Shanghai, China

Δημοσίευση: An Intelligent Decision Support System Applied in the Investment of Real Estate, IEEE, 1996

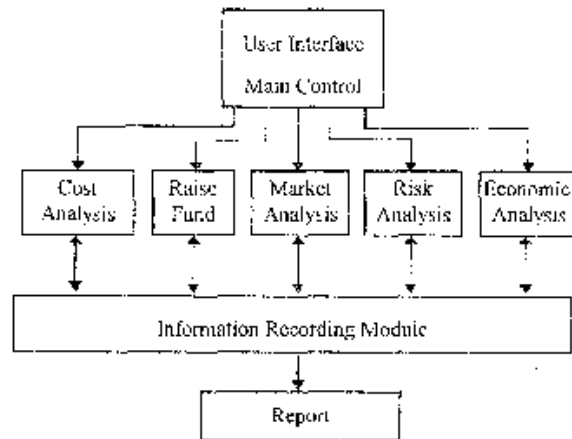
Κατηγορία.: Έμπειρα Συστήματα

Ένα πείραμα προσομοίωσης απέδειξε ότι ένα ΕΣΥΑ μπορεί να βοηθήσει τους αποφασίζοντες να πάρουν γρήγορες, λογικές και επιστημονικές αποφάσεις κατά τη διαδικασία μιας επένδυσης σε ακίνητα. Το σύστημα περιλαμβάνει Σύστημα Διαχείρισης Βάσης Δεδομένων (DBMS), Σύστημα Διαχείρισης Βάσης Μοντέλων (MBMS), Σύστημα Διαχείρισης Βάσης Μεθόδων, Σύστημα Διαχείρισης Βάσης Γνώσης και Σύστημα Διαχείρισης Διαλόγων. Η δομή του απεικονίζεται στο Σχήμα 1.

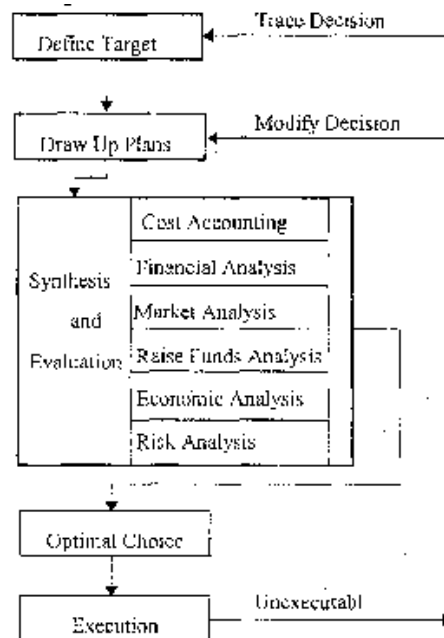


Σχήμα 1 Δομικό διάγραμμα του συστήματος

Η βάση γνώσης είναι το πιο απαραίτητο κομμάτι του συστήματος. Η τεχνική αναπαράστασης της γνώσης είναι κανόνες if-then. Το σύστημα αποτελείται από πέντε κύρια υποσυστήματα, όπως αυτά απεικονίζονται στο Σχήμα 2. Η διαδικασία λήψης αποφάσεων παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.

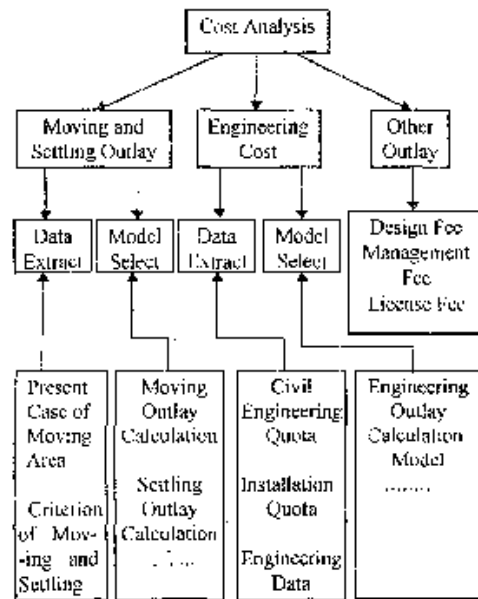


Σχήμα 2 Η δομή του συστήματος

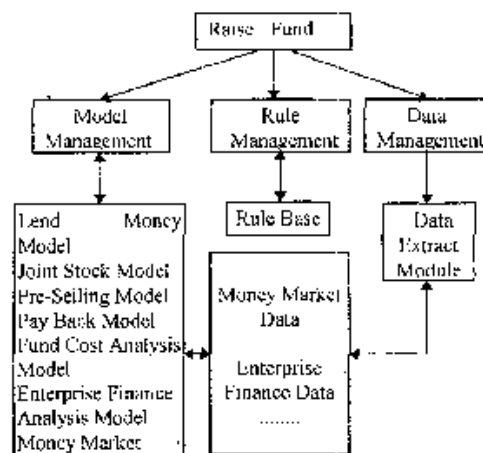


Σχήμα 3 Διαδικασία λήψης αποφάσεων

Τα κυριότερα λειτουργικά υποσυστήματα αναλύονται στα παρακάτω σχήματα.



Σχήμα 4 Υποσύστημα ανάλυσης κόστους



Σχήμα 5 Υποσύστημα εύρεσης κεφαλαίου

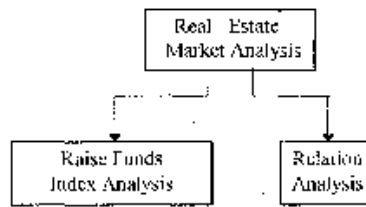
Παράδειγματα κανόνων:

Κανόνας 1: IF : Το κόστος το ομολόγου είναι ελάχιστο.

THEN: Χρησιμοποίησε τη μέθοδο της πώλησης ομολόγων.

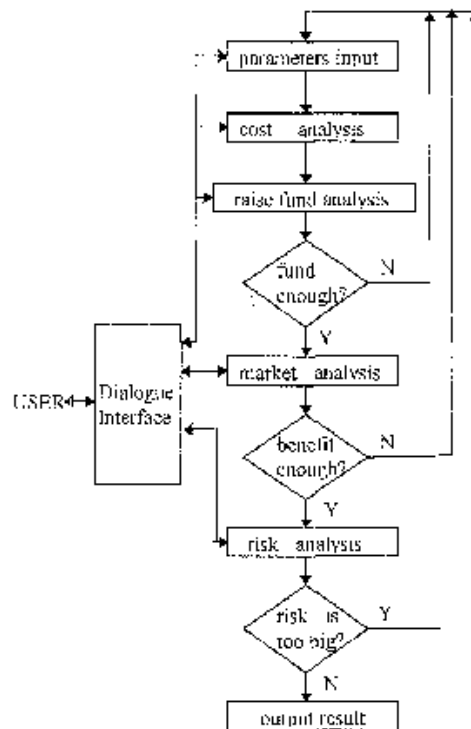
Κανόνας 2: IF : Τα ίδια κεφάλαια είναι λιγότερα από 30%.

THEN: Δεν μπορείς να χρησιμοποιήσεις τη μέθοδο του τραπεζικού δανεισμού.



Σχήμα 6 Υποσύστημα ανάλυσης αγοράς

Η λειτουργία του συστήματος απεικονίζεται στο Σχήμα 7.



Σχήμα 7 Αναπαράσταση της λειτουργίας του συστήματος

Συμπεράσματα

Η υποστήριξη αποφάσεων για επενδύσεις σε ακίνητα είναι ένα νέο πεδίο εφαρμογής. Το σύστημα περιέχει ακόμα λάθη, όπως η πολυπλοκότητα διαχείρισης των υποσυστημάτων και η ασάφεια του μηχανισμού εξαγωγής συμπερασμάτων.

Βιβλιογραφία

- Αδαμίδης, Π., Εξελικτικοί Αλγόριθμοι – Εισαγωγή, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, 1999
- Αδαμίδης, Π., Χαλκιάς, Κ., Νευρωνικά Δίκτυα - Εισαγωγή, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, 1999
- Anderson-James-A, (1995) "An Introduction to Neural Network", Cambridge: M-I-T-Press
- Anderson-James-A, Rosenfeld-Edward (Eds) (1988) "Neurocomputing: Foundations of Research", MIT Press/Bradford Books
- Anderson-James-A, (Ed.) (1991) "Neurocomputing: Directions for Research", MIT Press
- Anderson-James-A, Rosenfeld-Edward (Editor) (1998) "Talking Nets: An Oral History of Neurocomputing", MIT Press
- Annema-Anne-Johan (1995) "Feed-Forward Neural Networks: Vector Decomposition Analysis, Modelling and Analog Implementation", Norwell: Kluwer-Academic-Publishers
- Asai K, "Fuzzy Systems for Information Processing", Burke: IOS Press, Sept. 1995
- Asai K, "Fuzzy Systems for Management", Burke: IOS Press, April 1995
- Back, T., 1996. Evolutionary Algorithms in Theory and Practice, New York: Oxford University Press
- Back, T., Fogel, D., Michalewicz, Z., 1997. Handbook of Evolutionary Computation, Oxford University Press
- Banzhaf, W., Nordin, P., Keller, R. E., and Francone, F. D., 1998. Genetic Programming: An Introduction on the Automatic Evolution of Computer Programs and Its Applications, Morgan Kaufmann Publishers
- Baldwin J, "Fuzzy Logic", New York: John Wiley and Sons, July 1996
- Bandemer-Hans, "Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, Fuzzy Methods with Applications", New York: John Wiley and Sons, 1995
- Bandler, W., and Kohout, L.J., "Fuzzy Power Sets and Fuzzy Implication Operators", Fuzzy Sets and Systems 4:13-30, 1980
- Beale, Demuth (1996) "Neural Network Design", Boston: P-W-S-Publishers

Fausett Laurene (1994) "Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications", Prentice Hall

Berkan-Riza-C, Trubatch-Sheldon, "Fuzzy System Design Principles: Identification and Resolution of the Practical Problems in Designing Fuzzy If-Then Rule Base", Piscataway: IEEE, May 1997

Bezdek, James C, "Fuzzy Models – What Are They, and Why?", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1:1, pp. 1-6, 1993

Blair, A., Debenham, J., Edwards, J., A comparative study of methodologies for designing IDSSs, European Journal of Operational Research 103 (1997) 277-295, Elsevier

Βλαχάβας, Ι., Κεφαλάς, Π., Βασιλειάδης, Ν., Ρεφανίδης, Ι., Κόκκορας, Φ., Σακελλαρίου, Η., 2002. Τεχνητή Νοημοσύνη, Εκδόσεις Γαρταγάνη, Θεσσαλονίκη
Βοζαλής, Ε., Γιουβανάκης, Θ., Σαμαρά, Χ., Νικολάου, Α., Ταραμπάνης, Κ., Μαργαρίτης, Κ. Γ., Ευφύεις Πράκτορες στην Εκπαίδευση: Μια μελέτη, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, 2001

Cassaigne N., Singh, M. G., Intelligent Decision Support for the Pricing of Products and Services in Competitive Consumer Markets, Department of Computation, University of Manchester, Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester, IEEE, 2001

Chokshi, R., Decision Support for Call Center Management using Simulation, AT&T Labs, Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference, 1999

Cox, Earl, "The Fuzzy Systems Handbook", Academic Press Limited, 1998

Cox, Earl, "Fuzzy Models with Java", Rockland: Charles-River-Media, 1999

Δουκίδης, Ι. Γ., Αγγελίδης, Κ. Μ., 1998. Έμπειρα Συστήματα, Τεχνητή Νοημοσύνη και Lisp, Ι. Σιδεράς, Αθήνα

Δρανίδης, Δ., Κεχρής, Ε., Πληροφοριακά Συστήματα, Σημειώσεις Μαθήματος, Τμήμα Πληροφορικής, ΤΕΙ Θεσσαλονίκης

Driankov Dimiter, Hellendoorn Hans, and Reinfrank, "An Introduction to Fuzzy Control", Springer-Verlag, New York, 1993

Dubois, Didier, and Prade, Henri, "A Class of Fuzzy Measures Based on Triangle Inequalities", Int. J. Gen. Sys. 8

- Dubois, Didier, and Prade, Henri, "Fuzzy Numbers: An Overview", Analysis of Fuzzy Information 1:3-39, CRC Press, Boca Raton, 1987
- Dubois, Didier, and Prade, Henri, "Mean Value of a Fuzzy Number", Fuzzy Sets and Systems 24 (3): 279-300, 1987
- Feldman J.A., & Ballard D.H. (1982) "Connectionist models and their properties". Cognitive Science, 6, 205-254
- Fiesler E., Beale R.(Eds.), (1997) "Handbook of Neural Computation", Oxford University Press
- Fogel, L. J., 1991. System Identification through Simulated Evolution: A Machine Learning Approach to Modelling, Needham Heights, MA: Ginn Press
- Fogel, L. J., Owens, A. J., & Walsh, M. J., 1966. Artificial Intelligence through Simulated Evolution, New York, Wiley Publishing
- Fogel, D. B., 1995. Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence, Piscataway, IEEE
- Goldberg, D. E., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning Reading, MA: Addison-Wesley
- Γραμματικόπουλος, Γ., Παρουσίαση και κατάταξη των Ευφύων Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά, 2001
- Guerlain, S., Brown, D. E., Mastrangelo, C., Intelligent Decision Support Systems, Department of Systems Engineering, University of Virginia, Charlottesville, IEEE, 2000
- Harvey-Robert (1994) "Neural Network Principles", Paramus: Prentice-Hall
- Hassoun-Mohamad (1995) "Fundamentals of Artificial Neural Networks", Cambridge: M-I-T- Press
- Haykin Simon S. (1998) "Neural Networks: a comprehensive foundation", New York: Macmillan
- Hertz-John, Krogh-Anders, Palmer-Richard G. (1991) "Introduction to the theory of neural computation", Addison-Wesley Pub. Co.
- Holland, J. H., 1975. Adaptation in Natural and Artificial Systems, Ann Arbor, Michigan, The University of Michigan Press
- Holland, J. H., 1986. Escaping Brittleness: The possibilities of General-purpose

Learning Algorithms Applied to Parallel Rule-based Systems, In R. Michalski, J. Carbonell, T. Mitchell (eds.), Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach. Los Altos: Morgan Kaufmann

<http://www.it.uom.gr/project/clips/clips.html>

http://www.tex.unipi.gr/undergraduate/educ_material.htm

<http://www.dbnet.ece.ntua.gr/courses/AI/2001/notes/empeira.pdf>

http://homepages.pathfinder.gr/gmiliars/PhD_0.pdf

<http://www.intelligence.tuc.gr/~ai/previous/2001/web-page/lectures.html>

<http://nicomedia.math.upatras.gr/>

<http://macedonia.uom.gr/~mans/el/academictrepsgr.html>

<http://mmlab.ceid.upatras.gr/aigroup/docs/bibliog.htm>

<http://macedonia.uom.gr/~yrefanid/Courses/ArtificialIntelligence/>

<http://lpis.csd.auth.gr/curriculum/AI/ai.html>

<http://www.aueb.gr/users/ion/ai/lectures.htm>

<http://www.dbnet.ece.ntua.gr/courses/AI/>

<http://www.it.uom.gr/pdp/DigitalLib/notes.htm>

Jamshidi-Mohammad, Vadiiee-Nader, Ross-Timothy, "Fuzzy Logic and Control: Software and Hardware Applications", Paramus: Prentice Hall, 1993

Kaufmann, A., and Gupta, M.M., "Introduction to Fuzzy Arithmetic", Reinhold, New York, 1985

Klir George J, Yuan Bo, "Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications", Paramus: Prentice-Hall, 1995

Klir G J, Yuan Yu Hsien, "Fuzzy Theory and Applications", Paramus: Prentice-Hall, 1997

Kohonen-Teuvo, Makisara-K, Simula-O, Kangas-J. (1991) "Artificial Neural Networks", New York: Elsevier-Science

Kosko B., "Fuzzy Engineering", Paramus: Prentice-Hall, 1996

Kosko B., "Fuzzy Thinking: The New Science of Fuzzy Logic", New York: Hyperion, 1993

- Koza, J. R., 1991. Evolving a computer program to generate random numbers using the genetic programming paradigm, Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, 37-44, La Jolla, CA: Morgan Kaufmann
- Koza, J. R., 1992. Genetic Programming: On the Programming of Computers by means of Natural Selection & Genetics, Cambridge: MIT Press
- Koza, J. R., 1994. Genetic programming II: automatic discovery of reusable programs, Cambridge, MA: MIT Press
- Kruse R., Gebhardt J-E, Klowon-F, "Foundations of Fuzzy Systems: Theory and Applications", New York: John Wiley, 1994
- Lei, Z., Shouju, R., Garcia, P. F., Zuzhao, L., Multiple-Value Decision Supporting Application in Software Production Facing Global Market, IEEE, 2000
- Lin, R., Wang, Q., Hu, J., Gao, L., Lu, L., An Intelligent Decision Support System Applied in the Investment of Real Estate, Department of Automation, Shanghai University, Shanghai, China, IEEE, 1996
- Madni, A. M., Madni, C. C., Stogdill, C., ProcessWeb™: Web-enabled Process Support for Planning the Formation of a Virtual Enterprise, IEEE, 1998
- Μανιαδή, Μ., Επισκόπηση και κατάταξη υφιστάμενων Ευφυών Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων στο Marketing Management, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά, 2001
- Μαργαρίτης, Κ., Χαλκιάς, Κ., Αμοργιανού, Μ., Ασαφής Λογική και Ασαφή Συστήματα, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, 1999
- McClelland J.L., & Rumelhart D.E. (1986) "Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition", The MIT Press
- McCulloch W.S. & Pitts W. (1943) "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". Bulletin of Mathematical Biophysics, 5, 115-133
- McNeil, Martin, and Thro, Ellen, "Fuzzy Logic, A Practical Approach". Academic Press, 1994
- Mehrotra K., Mohan C.K., & Ranka S. (1997) "Elements of Artificial Neural Networks", A Bradford Bokk/The MIT Press
- Michalewicz, Z., 1996. Genetic Algorithms + Data structures = Evolution Programs. Berlin: Springer-Verlag

Minsky M., & Papert S. (1969) "Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry", The MIT Press

Mitchell, M., 1996. An introduction to genetic algorithms, MIT Press

Mitri, M., MAPS: An International Market Entry Planning System, Department of Finance and Computer Information Systems, Eastern Michigan University, IEEE, 1995

Mizumoto, "Improvement Methods of Fuzzy Control", in Proceedings of the 3rd IPS A Congress, 1989

Muller B., Reinhardt J., & Strickland M.T. (1995) "Neural Networks - An Introduction", Springer Verlag

Nguyen H-T, Walker-E, "A First Course in Fuzzy Logic", Boca Raton: CRC Press, 1996

Nguyen H-T, (Editor), Sugeno M, Tong R, Yager R-R, "Theoretical Aspects of Fuzzy Control", New York: John Wiley, 1995

Παναγιωτόπουλος, Θ. Ν., Ευφυή Συστήματα, Σημειώσεις Διδασκαλίας, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Πειραιά, 2002

Passino K. M, "Fuzzy Control: Theory and Applications", Reading: Addison Wesley Longman, 1997

Patterson D.W. (1996) "Artificial Neural Networks: Theory and Applications", Prentice Hall

Pedrycz W., "Fuzzy Control and Fuzzy Systems", New York: John-Wiley, 1993

Pedrycz W., Gomide F., "An Introduction to Fuzzy Sets - Analysis and Design", MIT Press, 1998

Pedrycz W., Zadeh Lotfi, "Fuzzy Sets Engineering", Boca Raton: CRC Press, 1995

Rechenberg, I., 1973. Evolutionstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution, Stuttgart: Frommann-Holzboog Verlag

Reinprecht, N. B., Bones, D., Data Management for the Electricity Market, National Electricity Market Management Company Limited (NEMMCO), IEEE, 2001

Rojas-R (1996) "Neural Nets: A Systematic Introduction", New York: Springer-Verlag

Ross Timothy, "Fuzzy Logic with Engineering Applications", New York: McGraw Hill, 1994

Ruspini E., Bonissone P., Pedrycz W.(Eds.), "Handbook of Fuzzy Computation", Oxford University Press, 1997

Σάκκης, Γ., Αυτόματη κατάταξη μηνυμάτων ηλεκτρονικού ταχυδρομείου σε κατηγορίες, Πτυχιακή Εργασία, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Αθηνών

Schalkoff-Robert (1997) "Artificial Neural Networks", New York: McGraw-Hill

Schaffer, J.D., Eshelman L. J., 1991. On crossover as an evolutionary viable strategy, Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, 36-40, Cambridge, MA: Lawrence Erlbaum

Schwefel, H. P., 1981. Numerical Optimization of Computer Models, New York: John Wiley & Sons

Schwefel, H. P., 1995. Evolution and Optimum Seeking, New York: John Wiley & Sons

Siegelman-Hava (1995) "Neural Networks Analysis and Design", Paramus: Prentice-Hall

Smith, S., 1983. Flexible Learning of Problem Solving Heuristics Through Adaptive Search, Proceedings of the Eighth International Joint Conf. on Artificial Intelligence, 422-425, Karlsruhe, Germany: William Kaufmann

Taylor J.G. (1993) "The Promise of Neural Networks", Springer-Verlag

Taylor J.G. (1996) "Neural Networks and Their Applications", John-Wiley-and-Sons

Terano T., Asai K., Sugeno M., editors, "Applied Fuzzy Systems", translated by C. Aschmann, AP Professional.

Viademonte, S., Burstein, F., An Intelligent Decision Support Model for Aviation Weather Forecasting, School of Information Management and Systems, Monash University, Australia, Springer, 2001

Wang Li Xin, "A Course in Fuzzy Systems and Control", Paramus: Prentice-Hall, 1996

Weijters-A-J, P.J. Braspenning, F. Thuijsman (1995) "Artificial Neural

- Networks: An Introduction to ANN Theory and Practice", Springer-Verlag
- Yager, R.R., and Zadeh, L.A., "An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems", Kluwer Academic Publishers, 1991
- Yao, Xin, 1998. Evolutionary Computation: Theory and Applications, River Edge: World Scientific Publishing
- Zadeh, Lotfi, "Fuzzy Sets", Information and Control, 1965. Zadeh, Lotfi, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems", IEEE Trans. on Sys., Man and Cyb. 3, 1973
- Zadeh, Lotfi, "The Calculus of Fuzzy Restrictions", Fuzzy Sets and Applications to Cognitive and Decision Making Processes, edited by L. A. Zadeh et. al., Academic Press, New York, 1975, pages 1-39
- Zimmermann-H-J, "Fuzzy Set Theory - and Its Applications", Kluwer Academic Publishers, 1996

Για την βιβλιογραφία των συστημάτων που αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 10 μπορείτε να συμβουλευτείτε τον Πίνακα Χαρακτηριστικών του Παραρτήματος Β, όπου: Εισηγητές (Στήλη 4), Έτος (Στήλη 1), Τίτλος Άρθρου (Στήλη 6), Ίδρυμα (Στήλη 5), Μέσο Δημοσίευσης (Στήλη 7).

Παράρτημα Α. Framework to compare IDSS design methodologies

Πλαίσιο για την διεξαγωγή της ερευνητικής εργασίας, η οποία περιγράφεται στο Κεφάλαιο 9, των: Blair, A., Debenham, J., Edwards, J., *A comparative study of methodologies for designing IDSSs, European Journal of Operational Research* 103 (1997) 277-295, Elsevier

Group KA: Knowledge acquisition/requirements analysis

- K1. Is there support to determine the 'class of decisions' which an IDSS will support? (Holtzman, 1989)
- K2. Is there a procedure for eliciting knowledge from the domain expert? (Clark, 1992; Neale, 1988)
- K3. Is there a procedure for the inclusion of knowledge from knowledge sources of various types (e.g. domain experts, documentation, experimentation, observation and induction)? (Clark, 1992)
- K4. Do the decision maker and domain expert interact closely in KA/RA? (Holtzman, 1989; Neale, 1988)
- K5. Is there support to model the circumstances and preferences of each decision maker? (Holtzman, 1989)
- K6. Is a uniform approach used to gather the interdisciplinary requirements of an IDSS?
- K7. Are there techniques to abstract and decompose the requirements? (Holtzman, 1989; Karbach et al., 1990)
- K8. Are developers encouraged to examine how an IDSS will support the decision makers through the four decision making phases? (Holtzman, 1989) (Saxena and Siu, 1989)
- K9. Are there models to represent the inter-disciplinary requirements graphically? (Holtzman, 1989; Karbach et al., 1990; Sol, 1990)
- K10. Are there languages for describing the interdisciplinary requirements? (Fensel and Poeck, 1994)
- K11. Are there techniques for validating and verifying the requirements? (Fensel and Poeck, 1994)

Group CD: Conceptual design

- C1. Is there an easy transition from the RA/KA phase to the conceptual design phase?

- C2. Are there methods to abstract and decompose the conceptual model? (Fensel and Van Harmelen, 1994)
- C3. Are there techniques to normalise the conceptual model? (Clark, 1992)
- C4. Is the conceptual design modelled using a uniform approach?
- C5. Is there a graphical model to represent the conceptual design? (Fensel and Van Harmelen, 1994)
- C6. Is the design language rich in the sense that it allows the expression of different kinds of knowledge by different language primitives? (Fensel and Van Harmelen, 1994)
- C7. Can the knowledge domain be expressed independently from its use? (Clark, 1992)
- C8. Is there support for modelling the decision maker's risks and uncertainties? (Holtzman, 1989)

Group ED: External design

- E1. Is there an easy transition from the conceptual design phase to the external design phase?
- E2. Is there support for deciding which types of algorithm are best for implementing an IDSS?
- E3. Is there any support to model the decision analytical techniques provided by an IDSS? (Holtzman, 1989)
- E4. Is there an external model and is there a representation scheme that supports it? (Clark, 1992)
- E5. Can the functional update and query types of an IDSS be expressed in the external model? (Clark, 1992)

Group ID: Internal design

- I1. Is there an attempt to derive and represent the internal model of an IDSS? (Clark, 1992)
- I2. Is there an easy transition from the external design phase to the internal design phase?
- I3. Is there support for defining the operational constraints of an IDSS? (Clark, 1992)
- I4. Does the methodology help the developer with determining what data/information should be stored and what data/information should be deduced? (Clark, 1992)
- I5. Is there support for implementing risks and uncertainties? (Holtzman, 1989)

- I6. Is there support to specify how the decision analytical techniques will be implemented? (Holtzman, 1989)
- I7. Is there support for determining which language is the most suitable for implementing the interdisciplinary methods of an IDSS? (Holtzman, 1989)

Group SRA: Software reuse analysis

The following questions have been derived from Biggerstaff and Perils (1989).

- R1. Are there techniques for searching the organisation for potential existing software components?
- R2. Are there techniques which help developers to understand what existing software components do?
- R3. Is there support for interconnecting existing and hand coded software components within an IDSS?
- R4. Are there techniques which assist developers to modify existing software components?
- R5. Are there techniques for evaluating the feasibility of reusing existing software components in IDSSs?
- R6. Do the reuse techniques support all phases of the development process?

Group UI: Graphical user interface design

- U1. Is there support to define how the users will co-operate with an IDSS? (Angehrn and Luthi, 1990)
- U2. Are there techniques to abstract and decompose the user interface? (Angehrn and Luthi, 1990)
- U3. Does the methodology help the developer with designing user interfaces which allow the decision makers to manipulate the decision-making model of the IDSS? (Angehrn and Luthi, 1990)
- U4. Are there well-established rules for designing the visual language of the IDSS? (Angehrn and Luthi, 1990)
- U5. Is there an easy transition between this design phase and the other design phases?

Παράρτημα Β. Πίνακας Χαρακτηριστικών

A/A	ΕΤΟΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ	ΟΝΟΜΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΕΣ	ΙΔΡΥΜΑ	ΤΙΤΛΟΣ ΑΡΘΡΟΥ	ΜΕΣΟ	ΠΕΔΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	ΜΕΣΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΧΡΗΣΤΗ	ΦΙΛΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΟ ΧΡΗΣΤΗ	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΧΡΗΣΗ WHAT-IF ANALYSIS	ΠΗΓΕΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΝΕΩΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑ ΧΕΙΡΙΣΜΟΥ ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑΣ	ΣΥΛΛΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΧΡΗΣΤΕΣ	ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΑΠΟΦΑΣΙΖΟΝΤΩΝ	ΦΑΣΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	
1	1995	MAPS (Market entry Planning System)	ES	Mitri	Dept. of Finance & Computer Information Systems, Eastern Michigan University	An international market entry planning system	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Φοιτοί					Γνώση Ειδικών	Ναι	Ναι	Ειδικοί του χώρου του μαρκετινγκ Επιχειρήσεις και Ακαδημαϊκοί	Ναι		Ειδικοί ακαδημαϊκοί Επιχειρήσεων		
2	2000	ACTION-DM	πολυκριτήρια ανάλυση, AHP	Lei,Shouju,Garcia,Zuzhao	Tsinghua University, Beijing - Federal University of Paraiiba, Brazil (Garcia)	Multiple-value decision supporting application in software production facing global market	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Συνδρασμός	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι			Εμπειρία της Επιχ/σης	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Στελέχη Επιχειρήσεων		Πρωτότυπο	Ειδικοί ακαδημαϊκοί & Στελέχη Επιχειρήσεων & Εφαρμογή σε επιχειρήσεις		
3	2001	OPDMS (Operations & Planning Data Management System)	Knowledge-based	Reinprecht,Bones	National Electricity Market Management Company Limited (NEMMCO)	Data Management for the Electricity Market	IEEE	Ανάλυση Δεδομένων Μάρκετινγκ	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι	Κανόνες/Τεγονότα		Εμπειρία της Επιχ/σης	Ναι (feedback χρηστών)		Στελέχη Επιχειρήσεων		Πρωτότυπο	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις		
4	1999		ES	Chokshi	AT&T Labs, Middletown, USA	Decision Support for Call Center Management using Simulation	Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference	Παροχή ομοιοσημικτικών δραστηριοτήτων	simulation	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες/Τεγονότα	Ναι	Εμπειρία της Επιχ/σης		Ναι	Στελέχη Επιχειρήσεων		Σε δοκιμαστική λειτουργία	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις		
5	2001	PriceStrat	Hybrid (non-linear models, optimization, learning algorithms, knowledge-based)	Cassaigne, Singh	Department of Computation, University of Manchester, Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester	Intelligent Decision Support for the Pricing of Products and Services in Competitive Consumer Markets	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι	Κανόνες/Τεγονότα	Ναι	Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Διεθθυντικά στελέχη	Ναι	Πρωτότυπο	Σόγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων	
6	2001	PriceNet (IDSS especially designed for fuel retailers)	Hybrid (non-linear models, optimization, learning algorithms, knowledge-based)	Cassaigne, Singh	Department of Computation, University of Manchester, Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester	Intelligent Decision Support for the Pricing of Products and Services in Competitive Consumer Markets	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι	Κανόνες/Τεγονότα	Ναι	Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Διεθθυντικά στελέχη	Ναι	Πρωτότυπο	Σόγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων	
7	2001	TelPrice (PriceStrat Variant for Setting Mobile Telephony Tariffs)	Hybrid (non-linear models, optimization, learning algorithms, knowledge-based)	Cassaigne, Singh	Department of Computation, University of Manchester, Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester	Intelligent Decision Support for the Pricing of Products and Services in Competitive Consumer Markets	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι	Κανόνες/Τεγονότα	Ναι	Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Διεθθυντικά στελέχη	Ναι	Πρωτότυπο	Σόγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων	
8	2001	Retail Price Optimizer (PriceStrat Variant for Mass Retailing)	Hybrid (non-linear models, optimization, learning algorithms, knowledge-based)	Cassaigne, Singh	Department of Computation, University of Manchester, Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester	Intelligent Decision Support for the Pricing of Products and Services in Competitive Consumer Markets	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι	Κανόνες/Τεγονότα	Ναι	Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Διεθθυντικά στελέχη	Ναι	Πρωτότυπο	Σόγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων	
9	1998	ProcessWeb		Azad M. Madni and Carla C. Madni (1), Cliff Stogdill (2)	(1) Intelligent Systems Technology, Inc., Santa Monica, California, USA, (2) Wright Laboratory /Mfg Tech Division, Wright-Patterson AFB, USA	ProcessWebTM: Web-enabled Process Support for Planning the Formation of a Virtual Enterprise	IEEE	Παροχή ομοιοσημικτικών δραστηριοτήτων	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι					Ναι	Διεθθυντικά στελέχη	Ναι	Σε δοκιμαστική λειτουργία	Ειδικοί ακαδημαϊκοί & Στελέχη Επιχειρήσεων & Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά	
10	1996	IDSS applied in Real Estate Investments	ES	Lin, Wang, Hu, Gao, Lu	Department of Automation, Shanghai University, Shanghai, China	Decision Support System Applied in the Investment of Real Estate	IEEE	Παροχή ομοιοσημικτικών δραστηριοτήτων				Κανόνες	Ναι	Γνώση Ειδικών		Ναι			Σε δοκιμαστική λειτουργία		Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων	
11	2000		ES	Teive(1), Silveira(2), Filho(2)	(1) Vale do Itajai University, Univali, (2) Santa Catarina Federal University, Florianopolis, Brazil	A Strategic Decision Support System for an Electric Utility Company in a Competitive Environment	IEEE	Εστρατηγικό Μάρκετινγκ	Γλώσσες Προγ/σμού Τεχνητής Νοημοσύνης	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες	Ναι	Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Στελέχη Επιχειρήσεων	Ναι	Πρωτότυπο			
12	1989	TAPS (Targeting & Allocation of Promotional Spend)	ES	Madan G Singh, J C Bennavail	University of Manchester Institute of Science and Technology Computation Department, Sackville Street, Manchester, UK.	TAPS: A knowledge support system for marketing budget sizing, allocation and targeting in retail banking and other industries	IEEE	Ανάλυση Δεδομένων					Ναι									

A/A	ΕΤΟΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ	ΟΝΟΜΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΕΣ	ΙΔΡΥΜΑ	ΤΙΤΛΟΣ ΑΡΘΡΟΥ	ΜΕΣΟ	ΠΕΔΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	ΜΕΣΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΧΡΗΣΤΗ	ΦΙΛΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΟ ΧΡΗΣΤΗ	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΧΡΗΣΗ WHAT-IF ANALYSIS	ΠΗΓΕΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΝΕΩΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑ ΧΕΙΡΙΣΜΟΥ ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑΣ	ΣΥΛΛΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΧΡΗΣΤΕΣ	ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΑΠΟΦΑΣΙΖΟΝΤΩΝ	ΦΑΣΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ
13	2001	IDSS Model for Aviation Weather Forecasting	Hybrid (Data-mining, ES, ANN)	Viademonte, Burstein	School of Information Management and Systems, Monash University, Australia	An Intelligent Decision Support Model for Aviation Weather Forecasting	Springer	Πρόβλεψη	Συνδυασμός	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι			Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)		Ναι				Επίσης ακαδημαϊκοί & Στελέχη Επιχειρήσεων & Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	
14	1998		Hybrid (Neural net, rough sets (machine learning technique))	Hashemi, Blanc, Rucks, Rajaratnam	Department of Management, College of Business Administration, University of Arkansas	A hybrid intelligent system for predicting bank holding structures	European Journal of Operational Research	Πρόβλεψη								Ναι	Ναι	Διευθυντικά στελέχη		Σε δοκιμαστική λειτουργία		Ικανοποιητικά
15	2000		Knowledge-based	T.Arentze, A.Borgers, H.Timmermans	Urban Planning Group/EIRASS, Eindhoven University of Technology	A knowledge-based system for developing retail location strategies	Elsevier	Στρατηγικό Μάρκετινγκ	Advaned Knowledge Tranfer System (AKTS)	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες								Πρωτότυπο		Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων
16	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ		Agent based	John Debenham	Computing Sciences, University of Technology, Sydney,	A Multi-Agent System for Emergent Process Management	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	Παροχή υποστηρικτικών δραστηριοτήτων	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού (Java)	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι				Ναι (feedback χρηστών)	Ναι		Στελέχη Επιχειρήσεων				
17	2001		Hybrid (Fuzzy Neural Net, Genetic Algorithm)	R.J.Kuo	Department of Industrial Engineering, National Taipei University of Technology, 1Section3, Chung-Hsiao East Road,Taipei106, Taiwan	A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm	European Journal of Operational Research	Πρόβλεψη	Συνδυασμός			Κανόνες	Ναι				Ναι			Πρωτότυπο	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	
18	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	(Research Student Applications, RSA)	Agent based	John Debenham	Computing Sciences, University of Technology, Sydney,Australia	A Single-Agent Architecture Supports Decision Making	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	Παροχή υποστηρικτικών δραστηριοτήτων	Lotus Notes		Ναι	Κανόνες	Ναι	Συνεντεύξεις με χρήστες και ανάλυση ειδικών						Σε δοκιμαστική λειτουργία		
19	2000		Agent based	Hsiangchu Lai, Tzyy-Ching-Yang	Department of Information Management, National Sun Yat-sen Unifersity, Kaohsiung,Taiwan	A system architecture for intelligent browsing on the Web	Elsevier, Decision Support Systems	Παροχή υποστηρικτικών δραστηριοτήτων	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού, NT Platform	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι									Πρωτότυπο	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων
20	2000		Agent based	E.L. Brannon, P.V. Ulrich, L.J. Anderson, A.B. Presley, S. Thommesen, M. Missam	Auburn University	Agent-Based Simulation of the Consumer's Apparel Purchase Decision	National Textile Center Annual Report	Πρόβλεψη	simulation			Κανόνες/Γεγονότα					Ναι					
21	2001	GXGIS	Agent based	Chao Tang, Li Da Hu, Shan Feng	Institute of Systems engineering Huazhong University of science and technology, China Department of Management scienceand information systems Wright State University, Dayton USA	An agent-based geographical information system	Elsevier, Knoledge-Based systems	GIS		Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας				Γνώση Ειδικών		Ναι				Πρωτότυπο		
22	2000		Knowledge-based	K.L.Poh	Department of Industrial and Systems Engineering, National University of Singapore	An Intelligent Decision Support System for Investment Analysis	Springer, Knowledge and Information Systems	Investment Analysis	Συμβατικές γλώσσες Προγ/σμού	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι			Γνώση Ειδικών & Βιβλιογραφία	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Ναι				Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων
23	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	COKE		Karsten Poeck, Christian Hestermann	Universität Würzburg	An intelligent interactive support system for short- and mid-term planning in a production planning and control system	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	Βιομηχανικός Σχεδιασμός	Φλοιοί		Ναι									Πρωτότυπο		
24	2000	Intelligent Management System for Technology Management (IMS TM)	ES	R.J.Linn, Zhang, yao Li, Wei Zong-	Florida International University,Maiami, Hong Kong University of Science and Technology, Tianjin University, People's Republic of China.	An intelligent management system for technology management	Pergamon, Computers & Industrial Engineering	Παροχή υποστηρικτικών δραστηριοτήτων	Φλοιοί			Κανόνες/Παίαια		Εμπειρία της Επιχ/σης				Διευθυντικά στελέχη		Πρωτότυπο	Εύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά

A/A	ΕΤΟΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ	ΟΝΟΜΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΕΣ	ΙΔΡΥΜΑ	ΤΙΤΛΟΣ ΑΡΘΡΟΥ	ΜΕΣΟ	ΠΕΔΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	ΜΕΣΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΧΡΗΣΤΗ	ΦΙΛΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΟ ΧΡΗΣΤΗ	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΧΡΗΣΗ WHAT-IF ANALYSIS	ΠΗΓΕΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΝΕΩΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑ ΧΕΙΡΙΣΜΟΥ ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑΣ	ΣΥΛΛΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΧΡΗΣΤΕΣ	ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΑΠΟΦΑΣΙΖΟΝΤΩΝ	ΦΑΣΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ
25	2001		Hybrid (Fuzzy Neural Net, Genetic Algorithm)	R.J.Kuo, C.H.Chen, Y.C.Hwang	National Taipei University of Technology, Taiwan, I Shou University, Kaohsiuna County, Taiwan, Wei Computer Company, Taipei, Taiwan	An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network	Elsevier, Fuzzy sets and systems	Πρόβλεψη						Γνώση Ειδικών		Ναι	Ναι			Σε δοκιμαστική λειτουργία	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά
26	2000	BanXupport	Case-based reasoning	M.T.Elhadi	Automation Institute,HungarianAcademy of Sciences,11Lagymanyosi utca,1111 Budapest,Hungary	Bankruptcy support system: taking advantage of information retrieval and case-based reasoning	Pergamon, Expert Systems with Applications	Πρόβλεψη	Συνδυασμός				Ναι			Ναι	Ναι	Διευθυντικά Στελέχη Επιχειρήσεων		Πρωτότυπο	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά
27	1996		ES	Barry Shore	Whittemore School of Business and Economics, University of New Hampshire, Durham, USA	Bias in the development and use of an expert system: implications for life cycle costs	MCB University Press, Industrial Management & Data Systems	Ανάλυση Δεδομένων	Φλοιοί			Κανόνες		Γνώση Ειδικών						Σε λειτουργία	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά
28	2001		Agent based	Nikos Karacapilidis, Pavlos Moraitis	Industrial Management Laboratory, Department of Mechanical Engineering and Aeonautics, University of Patras. LAMSADE, University of Paris- Dauphine,Paris, France	Building an agent-mediated electronic commerce system withdecision analysis features	Elsevier, Decision Support Systems	Στρατηγικό Μάρκετινγκ	Σομβατικές γλώσσες Προγ/οισού (Java, NT Platform)	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι			Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)		Ναι			Πρωτότυπο	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτίωσης
29	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ		ES	Ahmed Kamel, John Sticklen, Kris Shroeder, Eman El-Sheikh, Urs Schulthess, Richard Ward, Joe Ritchie, A.Rafea, A.Salah	Computer Science Department, Michigan State University. Crop and Soil Sciences Department, Michigan State University. Laboratory for Expert Systems for Crop Improvement Egyptian National Agricultural Research Center, Cairo, Egypt	Intelligent decision support system using the ceres-wheat crop modeling system	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	Παροχή υποστηρικτικών δραστηριοτήτων	CERES (Simulation, Visualworks Smalltalk)	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες/Πλαίσια				Ναι	Ναι			Πρωτότυπο	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά
30	1995	Lifenet	ES	Ferns	Department of Management Science, George Washington University, Washington, DC,USA	Knowledge-based / expert systems technology in life support systems, (Jay Liebowitz, 1997)	MCB Unicersity Press, Kybernetes	Πρόβλεψη	Φλοιοί													
31	1994	TRANSEPT	ES	MCGillis et al.	Department of Management Science, George Washington University, Washington, DC,USA	Knowledge-based / expert systems technology in life support systems, (Jay Liebowitz, 1997)	MCB Unicersity Press, Kybernetes	Βιομηχανικός Σχεδιασμός	Φλοιοί													
32	1999	FARSYS	ES	Henk W. Volberda, A. Rutges	Department of Strategic Management and Business Environment, Rotterdam School of Management, Erasmus University, Rotterdam,The Netherlands. Department of Production and Operation Management, University of Groningen, The Netherlands	FARSYS: a knowledge-based system for managing strategic change	Elsevier, Decision Support Systems	Στρατηγικός Προγραμματισμός				Κανόνες/Πλαίσια		Υποβολή ερωτηματολογίων σε ειδικούς		Ναι	Ναι	Στελέχη Επιχειρήσεων	Σε δοκιμαστική λειτουργία	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις		

A/A	ΕΤΟΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ	ΟΝΟΜΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΕΣ	ΙΔΡΥΜΑ	ΤΙΤΛΟΣ ΑΡΘΡΟΥ	ΜΕΣΟ	ΠΕΔΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	ΜΕΣΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΧΡΗΣΤΗ	ΦΙΛΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΟ ΧΡΗΣΤΗ	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΧΡΗΣΗ WHAT-IF ANALYSIS	ΠΗΓΕΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΝΕΩΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑ ΧΕΙΡΙΣΜΟΥ ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑΣ	ΣΥΛΛΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΧΡΗΣΤΕΣ	ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΑΠΟΦΑΣΙΖΟΝΤΩΝ	ΦΑΣΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ
33	1998		Hybrid (ES, Neural Net, Learning Algorithm)	Ray Tsaih, Yenshan Hsu , Charles C. Lai	Department of Management Information Systems, National Chengchi University, Taipei, Taiwan Department of Finance, National Chengchi University, Taipei, Taiwan	Forecasting S&P 500 stock index futures with a hybrid AI system	Elsevier, Decision Support Systems	Πρόβλεψη			Κανόνες						Ναι			Σε δοκιμαστική λειτουργία	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά
34	1996	ROBODOC	ES	Sanjiv A. Patel Ali K. Kamrani	Manufacturing Systems Engineering Program and Department of Industrial & Manufacturing Systems Engineering, The University of Michigan-Deaborn, Deaborn, USA.	Intelligent decision support system for diagnosis and maintenance of automated systems	Pergamon, Computers and Engineering	Παροχή υποστηρικτικών δραστηριοτήτων (διάγνωση βλαβών ρομπωτ, diagnosis & maintenance)	Φλοιοί		Κανόνες/Γεγονότα	Ναι	Γνώση Ειδικών		Ναι							
35	ΔΕΝ ΑΝΑΦΕΡΕΤΑΙ	COMADE, COFATE	ES	Timothy J. Lenz, James K. McDowell, Barratt Moy, Jon Sticklen and Martin C.Hawley	Composite Materials & Structures Center and Intelligent Systems Laboratory Research Complex - Engineering, Michigan State University, East Lansing	Intelligent decision support systems in polymer composites design: industrial focus gy application segment and product line		Βιομηχανικός Σχεδιασμός	Φλοιοί	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας				Γνώση Ειδικών & Βιβλιογραφία						Πρωτότυπο	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων
36	1997	WMEP-Advisor	Hybrid (ES, Fuzzy Logic)	K.Q.Luo Y.L.Huang	Wayne State University, Detroit, MI, USA	Intelligent Decision Support for Waste Minimization in Electroplating Plants	Pergamon, Engineering Applications, Artificial Intelligence	Διαχείριση βιομηχανικών αποβλήτων	Συνδοασμός	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες	Ναι	Γνώση Ειδικών		Ναι	Ναι	Στελέχη Επιχειρήσεων	Σε λειτουργία	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά	
37	2000		Agent based	Christopher C.Yang, Jerome Yen, Hsinchun Chen	Department of Systems Engineering and Engineering Management, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, People's Republic of China Department of Management Information Systems, University of Arizona, Tucson, AZ, USA	Intelligent internet searching agent based on hybrid simulated annealing	Elsevier, Decision Support Systems	Internet searching	Hybrid Simulated Annealing Algorithm	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι									Σε δοκιμαστική λειτουργία	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά
38	1999	SimerFish	ES	Ludmila Sazonova, Gennady Osipov, Maxim Godovnikov	Russian Academy of Science, Program Systems (Software) Institute, Artificial Intelligence Research Centre, 152140 Pereslavl-Zalesky, Russia	Intelligent system for fish stock prediction and allowable catch evaluation	Elsevier, Environmental Modelling & Software	Πρόβλεψη	SIMER + MIR intelligent techniques, C++	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Ναι	Κανόνες/Γεγονότα		Γνώση Ειδικών	Ναι (feedback χρηστών)	Ναι	Ναι	Διεθοντικά Στελέχη Επιχειρήσεων	Σε λειτουργία	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά	
39	1999	IntelliSPC	Hybrid (ES & Neural Net)	R. S. Guh, J.D.T. Tannock, C.O'Brien	Division of Manufacturing Engineering and Operations Management, School of Mechanical, Materials, Manufacturing Engineering and Management, University of Nottingham, University Park, Nottingham, UK	IntelliSPC: a hybrid intelligent tool for on-line economical statistical process control	Pergamon, Expert Systems with Applications	Statistical Process Control	Συνδοασμός	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες/Πλαίσια	Ναι	Γνώση Ειδικών & Βιβλιογραφία		Ναι			Πρωτότυπο	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτιώσεων	
40	2002	MACE	Agent based	O.Byung Kwon, Kun Chang Lee	Division of Management and Economics, Handong University, Pohang, South Korea. School of Business Administration, Sung Kyun Kwan University, Seoul, South Korea	MACE: multi-agents coordination engine to resolve conflicts among functional units in an enterprise.	Pergamon, Expert Systems with Applications	Production & Marketing conflict resolution		Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες	Ναι	Εμπειρία της Εμπχ/σης			Διεθοντικά Στελέχη Επιχειρήσεων	Ναι	Σε δοκιμαστική λειτουργία	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά	

A/A	ΕΤΟΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ	ΟΝΟΜΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΕΣ	ΙΔΡΥΜΑ	ΤΙΤΛΟΣ ΑΡΘΡΟΥ	ΜΕΣΟ	ΠΕΔΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	ΜΕΣΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΧΡΗΣΤΗ	ΦΙΛΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΟ ΧΡΗΣΤΗ	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΧΡΗΣΗ WHAT-IF ANALYSIS	ΠΗΓΕΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΑΝΑΝΕΩΣΗΣ ΤΗΣ ΓΝΩΣΗΣ	ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΑ ΧΕΙΡΙΣΜΟΥ ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑΣ	ΣΥΛΛΟΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΧΡΗΣΤΕΣ	ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΑΠΟΦΑΣΙΖΟΝΤΩΝ	ΦΑΣΗ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ
41	1997	MMM (Method ManageMent system)	Agent based	Oliver Günther, Rudolf Müller, Peter Schmidt, Hemant Bhargava, Ramayya Krishnan	Humboldt-Universität zu Berlin, Naval Postgraduate School, Carnegie Mellon University	MMM: A Web-Based System for Sharing Statistical Computing Modules	IEEE Internet Computing, http://computer.org/internet/		Υpsilon (C++ environment)	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας	Nat	Κανόνες								Πρωτότυπο	Σύγκριση με αποτελέσματα άλλων συστημάτων & Στελέχη Επιχειρήσεων	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτίωσης
42	1999	PROMISE (PROduction & Marketing Interface Support Environment)		Won Jun Lee, Kun Chang Lee	College of business and Economics, University of Incheon, Nam-Gu DoHwa-Dong, South Korea. School of Management, Sung Kyun Kwan University, Chong Ro-Ku, Seoul, South Korea	PROMISE: a distributed DSS approach to coordinating production and marketing decisions	Pergamon, Computers & Operations Research	Προγραμματισμός Μάρκετινγκ	Σοφιστικές γλώσσες Προγ/ομού (Visual Basic)	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες/Γεγονότα		Γνώση Ειδικών & Βιβλιογραφία				Nat				
43	1999	SIMAR	ES	Michel R. Klein	HEC Group, Information and Decision Support System Department, Jouy-en-josas, France	SIMAR: a software environment to define and test strategic management knowledge bases	Elsevier, Decision Support Systems	Στρατηγικό Μάρκετινγκ	Simulation	Γραφικό Περιβάλλον Εργασίας		Κανόνες	Nat	Εμπειρία της Επιχ/σης				Διεσθοντικά Στελέχη Επιχειρήσεων		Πρωτότυπο	Εφαρμογή σε επιχειρήσεις	Ικανοποιητικά με προτάσεις βελτίωσης
44	2000	MADIS (Multi-Agent Distributed Intelligent System)	Hybrid (Agent based, Fuzzy Neural Net, Genetic Algorithm)	Rafik A. Aliev, Bijan Fazlollahi, Rustam M. Vahidov	Department of Automatic Control Systems,Azerbaijan State Oil Academy, 20 Azadlyg Ave.,Baku, Azerbaijan 370601, Department of Decision Sciences, Georgia State University, 35 Broad St.,Atlanta, GA 30303, USA	Soft computing based multi-agent marketing decision support system	Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, IOS Press	Ανάλυση δεδομένων Μάρκετινγκ				Κανόνες	Nat			Nat	Nat		Πρωτότυπο			