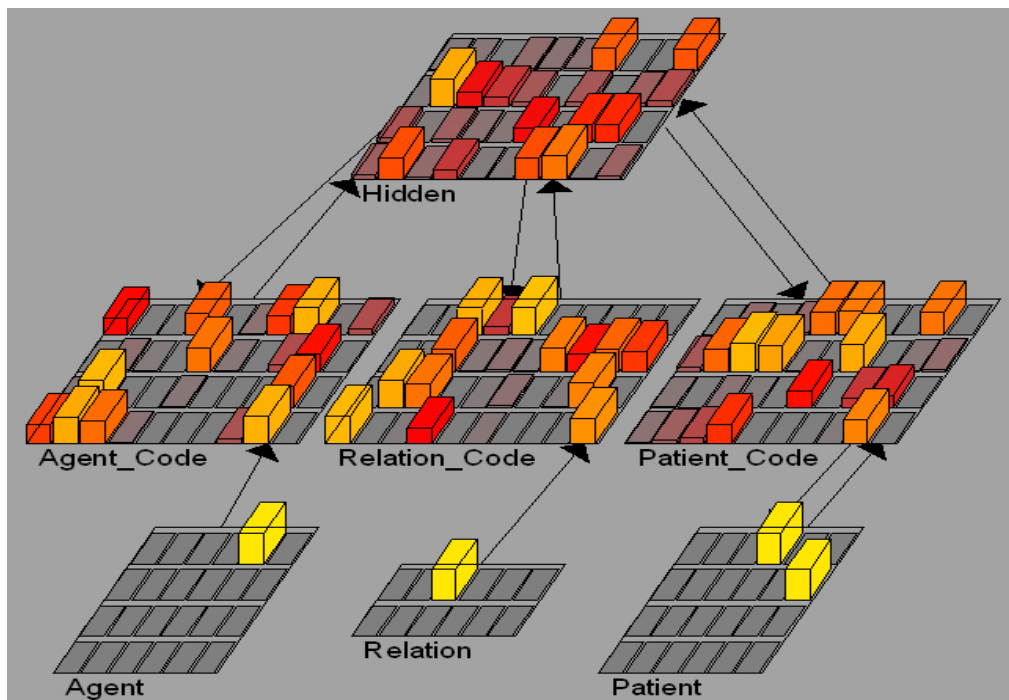




ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ & ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ



Συνθετική Μεταπτυχιακή Διατριβή με Τίτλο:

“ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ
ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ”

ΠΑΝΑΓΟΥΛΗΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: ΗΛΙΑΣ ΚΟΣΜΑΤΟΠΟΥΛΟΣ

ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ ΚΟΥΪΚΟΓΛΟΥ

ΕΠΙΤΡΟΠΗ : ΜΑΡΚΟΣ ΠΑΠΑΓΕΩΡΓΙΟΥ

ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ ΚΟΥΪΚΟΓΛΟΥ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να απευθύνω τις ευχαριστίες μου στον καθηγητή κ. Κοσματόπουλο Ηλία που μου έδωσε τη δυνατότητα να εκπονήσω αυτή την διατριβή και με τίμησε με την εμπιστοσύνη και την υπομονή του.

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

ΕΝΟΤΗΤΑ 1: Προγραμματισμός Παραγωγής (Production Scheduling)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 – Βασικές έννοιες της παραγωγικής διαδικασίας

- 1.1 Ιστορική αναδρομή της βιομηχανικής διοίκησης
 - 1.1.1 Η 1^η Βιομηχανική Επανάσταση (1760-1850)
 - 1.1.2 Η 2^η Βιομηχανική Επανάσταση (1850-1880)
 - 1.1.3 Η εποχή της μαζικής παραγωγής (1880-1920)
 - 1.1.4 Η καθιέρωση της βιομηχανικής διοίκησης ως επιστήμη
 - 1.1.5 Η σύγχρονη βιομηχανική επιχείρηση (1920-1945)
 - 1.1.6 Η εδραίωση της Επιχειρησιακής Έρευνας
 - 1.1.7 Η μεταπολεμική βιομηχανία (1945+)
 - 1.1.8 Νέες κατευθύνσεις
- 1.2 Ο ρόλος του προγραμματισμού παραγωγής στη βιομηχανία προϊόντων και υπηρεσιών
- 1.3 Εισαγωγή στον προγραμματισμό παραγωγής
 - 1.3.1 Το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών σε κατάσταση εργασιών

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 – Παρουσίαση του πολυδιάστατου προβλήματος βελτιστοποίησης

κατανομής n-εργασιών σε m-μηχανές

- 2.1 Διατύπωση του προβλήματος
 - 2.1.1 Κατηγοριοποίηση των προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών
 - 2.1.1.1 Ο συμβολισμός τεσσάρων πεδίων των Conway, Maxwell και Miller (1967)
 - 2.1.2 Μοντέλα αναπαράστασης λύσεων
 - 2.1.2.1 Το διάγραμμα Gantt
 - 2.1.2.2 Μοντέλο διαζευκτικής γραφικής αναπαράστασης (disjunctive graph model)
 - 2.1.3 Τύποι προγραμμάτων
 - 2.1.4 Υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων (Benchmark problems)
 - 2.1.4.1 Το σύνολο των 242 υποδειγμάτων μέτρησης επιδόσεων
- 2.2 Ιστορική αναδρομή των μεθόδων επίλυσης του προβλήματος
 - 2.2.1 Μαθηματικές τεχνικές
 - 2.2.1.1 Μικτός αθέριος προγραμματισμός
 - 2.2.1.2 Στρατηγικές αποσύνθεσης
 - 2.2.1.3 Τεχνικές απαρίθμησης
 - 2.2.1.4 Πρόσφατες τάσεις
 - 2.2.2 Κανόνες ταξινόμησης
 - 2.2.3 Ευρετικοί αλγόριθμοι που βασίζονται στη τεχνική Μποτιλιαρίσματος
 - 2.2.4 Τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (TN)
 - 2.2.4.1 Έμπειρα και γνωσιακά συστήματα
 - 2.2.4.2 Κατανεμημένη TN: πράκτορες

- 2.2.5 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ)
 - 2.2.5.1 Νευρωνικά δίκτυα εποπτευόμενης εκμάθησης (Supervised learning NN's)
 - 2.2.5.2 Μοντέλα χαλάρωσης ή προσέλκυσης (Relaxation or attractor models)
 - 2.2.5.3 Μη εποπτευόμενα νευρωνικά δίκτυα (Ανταγωνιστικά δίκτυα)
- 2.2.6 Μέθοδοι τοπικής (γειτονικής) αναζήτησης – Neighborhood (local) search
 - 2.2.6.1 Αναζήτηση ταμπού (Tabu search)
 - 2.2.6.2 Προσομοιωμένη απόπτηση (simulated annealing)
 - 2.2.6.3 Γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic algorithms)
- 2.2.7 Ασαφής λογική (Fuzzy logic)
- 2.2.8 Σύγκριση των αποτελεσμάτων των διάφορων τεχνικών επίλυσης του Π₁
- 2.2.9 Συγκριτική ανάλυση των μεθόδων επίλυσης του Π₁

ΕΝΟΤΗΤΑ 2: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 – Βασικά στοιχεία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων

- 3.1 Εισαγωγή
- 3.2 Δομή και λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων
- 3.3 Ιστορική αναδρομή των ΤΝΔ στο επιχειρηματικό περιβάλλον
- 3.4 Επισκόπηση των επιχειρηματικών εφαρμογών των ΤΝΔ
 - 3.4.1 Μάρκετινγκ
 - 3.4.2 Πωλήσεις
 - 3.4.3 Τράπεζες και χρηματοοικονομικές επιχειρήσεις
 - 3.4.4 Ασφάλειες
 - 3.4.5 Τηλεπικοινωνίες
 - 3.4.6 Διαχείριση διαδικασιών (Operations management)
 - 3.4.7 Λοιπές βιομηχανίες

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 - Κατηγορίες Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

- 4.1 Μονο-στρωματικό Perceptron
- 4.2 Πολυ-στρωματικό Perceptron
- 4.3 Δίκτυα Προσέλκυσης
 - 4.3.1 Δίκτυο Hopfield
 - 4.3.2 Μηχανή Boltzmann
- 4.4 Δίκτυα ανταγωνιστικής εκμάθησης (Competitive Networks)
- 4.5 Άλλα μοντέλα νευρωνικών δικτύων
 - 4.5.1 Επιτροπή μηχανών (Committee of machines)
 - 4.5.2 Στιγμαία εκπαιδευόμενα δίκτυα
 - 4.5.3 Νευρωνικά δίκτυα “κορύφωσης” (Spiking neural networks)
 - 4.5.4 Δίκτυα αντί-διάδοσης (counter-propagation)

4.5.5 Προσαρμοσμένα δίκτυα της θεωρίας συντονισμού (ART)

ΕΝΟΤΗΤΑ 3: Εφαρμογή των ΤΝΔ στον Προγραμματισμό Παραγωγής

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 – Ένα πλαίσιο ταξινόμησης

5.1 Η εφαρμογή του μοντέλου Hopfield

5.1.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των ΤΝΔ Hopfield στον προγραμματισμό εργασιών

5.1.2 Αντιμετώπιση του προβλήματος της διαστατικότητας στον προγραμματισμό εργασιών με τη βοήθεια ενός δικτύου Hopfield

5.1.1.1 Μοντελοποίηση του προβλήματος

5.1.1.2 Η αρχιτεκτονική του δικτύου

5.1.1.3 Το πρόβλημα της διαστατικότητας

5.2 Η εφαρμογή των ανταγωνιστικών δικτύων

5.2.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των ανταγωνιστικών ΝΔ στον προγραμματισμό εργασιών

5.2.2.1 Ένα ανταγωνιστικό ΝΔ για την επίλυση του προβλήματος του προγραμματισμού εργασιών

5.2.2.2 Η συνάρτηση ενέργειας του προβλήματος

5.2.1.3 Το ανταγωνιστικό νευρωνικό δίκτυο Hopfield (CHNN)

5.2.1.4 Σύγκλιση του δικτύου

5.2.1.5 Προσομοίωση και αποτελέσματα

5.2.1.6 Συμπεράσματα

5.3 Η εφαρμογή των πολύ-στρωματικών perceptron και των μοντέλων *BEP*

5.3.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των δικτύων *BEP* στον προγραμματισμό εργασιών

5.3.1.1 Η επίλυση του προβλήματος της επεξεργασίας n εργασιών σε m παράλληλες μηχανές με τη βοήθεια ενός δικτύου *BEP*

5.3.1.2 Ο κανόνας ταξινόμησης *ATCS* των Lee et al.

5.3.1.3 Η προτεινόμενη επέκταση του κανόνα *ATCS*

5.3.1.4 Η εφαρμογή του ΤΝΔ

5.3.1.5 Υπολογιστικά πειράματα

5.3.1.6 Αποτελέσματα της προσομοίωσης

5.3.1.7 Συμπεράσματα και περαιτέρω έρευνα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 – Περίληψη – Συμπεράσματα – Μελλοντική έρευνα

6.1 Περίληψη της εφαρμογής των 5 ΤΝΔ στο πρόβλημα του ΠΕ

6.1.1 Περιορισμοί που παρουσιάζονται στο πρόβλημα του ΠΕ

6.1.2 Περιορισμοί που παρουσιάζονται στα μοντέλα Hopfield και BP

6.1.2.1 Δίκτυα Hopfield

6.1.2.2 Δίκτυα BP

6.1.3 Επισκόπηση των 5 διαφορετικών προσεγγίσεων ΤΝΔ στο πρόβλημα του ΠΕ

6.1.3.1 Το τροποποιημένο δίκτυο Hopfield

6.1.3.2 Το τροποποιημένο νευρωνικό μοντέλο BP

6.1.3.3 Το ανταγωνιστικό δίκτυο Hopfield (CHNN)

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

6.1.3.4 Συνδυασμός ΤΝΔ με κανόνες ταξινόμησης

6.1.3.5 Συνδυασμός ΤΝΔ με ΓΑ

6.2 Γενικά συμπεράσματα

6.3 Μελλοντικές κατευθύνσεις

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Την τελευταία δεκαετία, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) έχουν εφαρμοστεί σε πολλούς τομείς που εκτείνονται από την παραγωγική διαδικασία ως τα χρηματοοικονομικά και το μάρκετινγκ. Η επιτυχημένη εφαρμογή των ΤΝΔ σε διάφορα προβλήματα ταξινόμησης όπως π.χ. η αναγνώριση προτύπων έχει προκαλέσει αυξανόμενο ερευνητικό ενδιαφέρον και σε άλλους τομείς όπως η επίλυση συνδυαστικών προβλημάτων βελτιστοποίησης.

Από την άλλη πλευρά, τα τελευταία χρόνια, η βιομηχανία παραγωγής έχει υποστεί ένα πρωτοφανή βαθμό αλλαγών και αυξημένων απαιτήσεων που δημιουργούνται από τον παγκόσμιο ανταγωνισμό, τον ολοένα και μικρότερο κύκλο ζωής των προϊόντων, τις συνεχείς αλλαγές στο μάνατζμεντ, τις αυξανόμενες απαιτήσεις για ποιότητα, τις αυξανόμενες απαιτήσεις των πελατών, τις ταχύτατες τεχνολογικές καινοτομίες και τις πολλαπλές επιλογές σε υλικά και διαδικασίες. Κάτω από αυτό το πλαίσιο ισχυροποιείται η άποψη ότι τα ΤΝΔ μπορούν να συνεισφέρουν σε σημαντικό βαθμό στη βελτίωση των παραγωγικών συστημάτων.

Η συγκεκριμένη διατριβή πραγματεύεται τη χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στον προγραμματισμό και σχεδιασμό της παραγωγικής διαδικασίας. Περιληπτικά, παρουσιάζεται ο σημαντικός ρόλος που κατέχει ο προγραμματισμός παραγωγής στη βιομηχανία και παρέχεται μια σύντομη ανασκόπηση των διαφόρων προβλημάτων που εμφανίζονται κατά τον προγραμματισμό παραγωγής πολύπλοκων συστημάτων με πολλές μηχανές και διαφορετικές εργασίες και των μεθόδων που χρησιμοποιούνται για την επίλυσή τους. Επίσης, παρατίθεται μια λεπτομερής ανασκόπηση των διαφόρων μεθόδων που έχουν προταθεί για την επίλυση του προβλήματος του προγραμματισμού παραγωγής. Στη συνέχεια παρουσιάζονται κάποια βασικά χαρακτηριστικά οι διαφορετικοί τύποι και τεχνικές των νευρωνικών δικτύων και παρέχεται μια διεξοδική ανασκόπηση της χρήσης αυτών στον προγραμματισμό παραγωγής. Τέλος παρέχονται συμπερασματικές παρατηρήσεις και δίνονται κάποιες πιθανές κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

Πιο αναλυτικά, στην πρώτη ενότητα παρουσιάζεται η ιστορική αναδρομή της βιομηχανικής διοίκησης τους τελευταίους δυο αιώνες, αναλύεται ο ρόλος και τα κύρια προβλήματα του προγραμματισμού παραγωγής και παρατίθενται τα βασικά εισαγωγικά χαρακτηριστικά του προγραμματισμού εργασιών ($P_{n \times m}$ ή *JSSP*). Ακόμα, αναλύονται δύο κύριες μεθοδολογίες μοντελοποίησης του προβλήματος, το μοντέλο διαζευκτικής γραφικής αναπαράστασης και ο μικτός αέριος προγραμματισμός. Τέλος, παρουσιάζεται μια ιστορική αναδρομή όλων των μεθόδων επίλυσης του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών.

Η δεύτερη ενότητα ξεκινά με την παρουσίαση των βασικών στοιχείων, της δομής και της λειτουργίας των ΤΝΔ. Στη συνέχεια, επιχειρείται μια ιστορική αναδρομή στο επιχειρηματικό περιβάλλον των ΤΝΔ και επισκοπούνται οι κύριες επιχειρηματικές τους εφαρμογές. Τέλος, γίνεται αναφορά στην αρχιτεκτονική, τη δομή και τη λειτουργία των σημαντικότερων μοντέλων ΤΝΔ.

Στην τρίτη και τελευταία ενότητα, γίνεται μια γενική ανασκόπηση της εφαρμογής των μοντέλων ΤΝΔ στον προγραμματισμό παραγωγής εργασιών και επιπλέον αναλύεται διεξοδικά η εφαρμογή ενός μοντέλου Hopfield, ενός ανταγωνιστικού δικτύου, ενός δικτύου BP και δύο υβριδικών δικτύων. Τέλος παρουσιάζονται διάφοροι περιορισμοί που εμφανίζονται κατά την εφαρμογή των ΤΝΔ στην επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης, δίνονται κάποιες κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα και παρατίθενται τα τελικά συμπεράσματα.

– ΕΝΟΤΗΤΑ 1 –

Προγραμματισμός Παραγωγής
(Production Scheduling)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Βασικές Έννοιες Της Παραγωγικής Διαδικασίας

1.1 Ιστορική αναδρομή της βιομηχανικής διοίκησης

Η ιστορική εξέλιξη της διοίκησης παραγωγής είναι άμεσα συνδεδεμένη με την εξέλιξη της βιομηχανίας και του εμπορίου. Κατά την αρχαιότητα, η παραγωγή προϊόντων οικοτεχνίας είχε αναπτυχθεί σε βαθμό που υπερέβαινε τις ανάγκες της αγροτικής οικογένειας. Μερικά από τα πιο αξιόλογα προϊόντα εκείνης της εποχής είναι όπλα, στολίδια, και αγγεία. Η ανάπτυξη αυτή προκάλεσε την εξάπλωση του παγκόσμιου εμπορίου και ανέδειξε την βιοτεχνική δραστηριότητα σε αυτόνομη απέναντι στην γεωργική οικονομική δραστηριότητα. Μέχρι την εποχή της Αναγέννησης, η μεταποίηση διατήρησε την βιοτεχνική της μορφή. Η παραγωγή προϊόντων γινόταν σε μικρή κλίμακα, για περιορισμένες αγορές, με ένταση εργασίας αντί κεφαλαίου και συχνά κάτω από απάνθρωπες συνθήκες. Οι εργασίες γίνονταν είτε κατ' οίκον ή σε εργαστήρια. Στην πρώτη περίπτωση, οι έμποροι παρέδιδαν υλικά σε σπίτια, όπου οι άνθρωποι έκαναν τις απαραίτητες εργασίες. Στα εργαστήρια υπήρχε αυστηρή ιεραρχική οργάνωση των εργατών σε τεχνίτες και μαθητευόμενους (συντεχνίες). Οι τεχνίτες ήταν πρόγονοι των σημερινών διευθυντών παραγωγής και μπορούσαν να έχουν συνεχή επίβλεψη όλων των μαθητευόμενων. Οι εργασίες ήταν χαμηλών τεχνολογικών απαιτήσεων και δεν ήταν δύσκολο να καθοδηγηθούν. Προφορικές οδηγίες μπορούσαν να δοθούν απευθείας, αλλά και αυτό ακόμα δεν ήταν απαραίτητο τις περισσότερες φορές, αφού οι μαθητευόμενοι μπορούσαν να μάθουν παρατηρώντας τον τεχνίτη.

1.1.1 Η 1^η Βιομηχανική Επανάσταση (1760-1850)

Στα μέσα του 18^{ου} αιώνα, στην Ευρώπη συντελέστηκε μια εκρηκτική πρόοδος στις βιομηχανικές τεχνικές, με την εφεύρεση μηχανών, κυρίως κλωστικών και υφαντικών, που βοήθησαν στην μηχανοποίηση πολλών χειρονακτικών εργασιών. Η παραγωγή σιδήρου γινόταν σε μεγάλες ποσότητες και η βασική κινητήρια δύναμη ήταν οι νερόμυλοι. Τα μέσα μεταφοράς περιορίζονταν σε ιππήλατα οχήματα και ιστιοφόρα σκάφη. Οι εφευρέσεις των νέων μηχανών έφεραν πρώτα στην Αγγλία την λεγόμενη πρώτη βιομηχανική επανάσταση, που χαρακτηριζόταν από την **μαζική παραγωγή προϊόντων**. Ο όρος «βιομηχανική επανάσταση» καθιερώθηκε από τον Άγγλο ιστορικό Arnold Toynbee (1852 - 1883) για να περιγράψει την οικονομική ανάπτυξη της Αγγλίας από το 1760 μέχρι το 1840. Η μηχανή που προώθησε δραστικά την πρώτη βιομηχανική επανάσταση ήταν η ατμομηχανή, που

εφευρέθηκε από τον James Watt (1736-1819) το 1765.

Η πρώτη βιομηχανική επανάσταση δεν περιορίστηκε στην Αγγλία. Εκδηλώθηκε επίσης στο Βέλγιο και στην βόρεια Γαλλία και βαθμιαία απλώθηκε προς τα ανατολικά στην Γερμανία. Αργότερα, βιομηχανοποίησαν την οικονομία τους και οι πρώην ΕΣΣΔ και η Ισπανία. Η Αμερική ήταν από τις πρώτες χώρες που ακολούθησαν. Το 1801, ο Eli Whitney (1765-1825) από την Νέα Αγγλία εφάρμοσε συστηματικά για πρώτη φορά ένα σύστημα που ονόμασε «σύστημα ομοιομορφίας» όταν ανέλαβε να κατασκευάσει 10.000 μουσκέτα (τουφέκια) για την Αμερικανική κυβέρνηση προς \$13,40 το τεμάχιο. Σύμφωνα με το σύστημα αυτό, τα ξεχωριστά εξαρτήματα των μουσκέτων παράγονταν μαζικά με αρκετά σφιχτές ανοχές ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε οποιοδήποτε τελικό προϊόν. Η εφαρμογή αυτή ήταν ένα από τα πρώτα παραδείγματα της αποτελεσματικής χρήσης **τυποποιημένων ανταλλακτικών εξαρτημάτων** για την παραγωγή πολύπλοκων προϊόντων. Μέχρι τότε η κατασκευή πολύπλοκων προϊόντων γίνονταν εξ' ολοκλήρου από ένα τεχνίτη, ο οποίος κατασκεύαζε και προσάρμοζε κάθε ένα τεμάχιο ξεχωριστά. Ένα από τα πρώτα παραδείγματα ενός σύγχρονου ολοκληρωμένου εργοστασιακού συγκροτήματος, όπου όλα τα στάδια παραγωγής ήταν συγκεντρωμένα στον ίδιο χώρο, ήταν το εργοστάσιο κλωστοϋφαντουργίας βάμβακος που έχτισαν ο Francis Cabot Lowell (1775-1817) και οι συνεργάτες του στην Μασαχουσέτη της Νέας Αγγλίας το 1814 και 1821.

Στην Ελλάδα, τον 18^ο παρατηρήθηκε μια μικρή κίνηση σε ορισμένες βιοτεχνίες. Η Θεσσαλική κοινότητα των Αμπελακίων παρήγαγε αξιόλογα προϊόντα κλωστοϋφαντουργικής βιοτεχνίας και εξήγαγε ποσότητες βαμμένων νημάτων στην Αυστρία και την Γερμανία. Τα κυριότερα προϊόντα των μικρών οικιακών βιοτεχνιών ήταν κυρίως είδη διατροφής, είδη κλωστοϋφαντουργίας, έπιπλα και εργαλεία κατά παραγγελία, δερμάτινα είδη, ξυλάνθρακες, σαπούνι, κ.α. Η κίνηση αυτή διακόπηκε απότομα κατά την διάρκεια της Ελληνικής Επανάστασης (1821-1828). Μετά την λήξη του απελευθερωτικού αγώνα, η Ελλάδα βρισκόταν σε τόσο οικτρή οικονομική κατάσταση ώστε δεν δύναται να γίνει λόγος περί εγχώριας βιοτεχνίας.

1.1.2 Η 2^η Βιομηχανική Επανάσταση (1850-1880)

Η μαζική παραγωγή σε μεγάλη κλίμακα, που επιτεύχθηκε με την πρώτη βιομηχανική επανάσταση κυρίως στην Αγγλία απαιτούσε ένα συντονισμένο σύστημα **μαζικής διανομής προϊόντων**. Το σύστημα αυτό ήρθε με την λεγόμενη δεύτερη βιομηχανική επανάσταση που χαρακτηρίστηκε από σημαντικές καινοτομίες στις μεταφορές και στις επικοινωνίες (σιδηρόδρομος, ατμόπλοια, τηλέγραφος), οι οποίες πραγματοποιήθηκαν μεταξύ του 1850 και

του 1880. Την περίοδο αυτή και μετέπειτα η Αμερική έπαιξε πρωταγωνιστικό ρόλο στις καινοτομίες που επήλθαν στην μαζική παραγωγή και διανομή προϊόντων, με αποτέλεσμα μέχρι τον 2^ο Παγκόσμιο Πόλεμο να έχει περισσότερες επιχειρήσεις μεγάλης κλίμακας από ότι το σύνολο του υπόλοιπου κόσμου.

Με την συνεχή βελτίωση των συστημάτων μεταφορών και επικοινωνιών στην Αμερική, τις δεκαετίες του '50 και '60 άρχισαν να εμφανίζονται μεταπράτες εμπορευμάτων που αγόραζαν αγροτικά προϊόντα από αγρότες και τα πουλούσαν σε μεταποιητές και χονδρεμπόρους. Τις επόμενες δύο δεκαετίες του '70 και '80 άρχισαν να εμφανίζονται και επιχειρήσεις μαζικού λιανικού εμπορίου, όπως πολυκαταστήματα και οίκοι παραγγελιών μέσω ταχυδρομείου. Η τεράστια ανάπτυξη των επιχειρήσεων αυτών δημιούργησε την ανάγκη για την επινόηση νέων μεθόδων διοίκησης παραγωγής και λογιστικής και νέων μέτρων εκτίμησης της απόδοσης των λειτουργιών τους. Έτσι, ήδη από το 1870, ο Marshall Field, μετρούσε την απόδοση της λειτουργίας της επιχείρησής του με βάση την **ανακύκλωση** (turnover) των αποθεμάτων, δηλαδή τον λόγο των ετήσιων πωλήσεων προς το μέσο υπάρχον απόθεμα, ενώ τα πρώτα χρόνια του 20^{ου} αιώνα, ο Otto Doering ανέπτυξε ένα καινοτόμο σύστημα για την διαχείριση του τεράστιου όγκου παραγγελιών στην εμπορική εταιρία Sears. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιούσε μηχανικά μέσα για την αυτοματοποίηση της διαβίβασης παραγγελιών και της μεταφοράς προϊόντων στην αποθήκη και ένα πολύπλοκο αυστηρό σύστημα χρονοπρογραμματισμού (Drucker, 1954). Η ανάπτυξη των αμερικανικών επιχειρήσεων μαζικού λιανικού εμπορίου στηρίχθηκε εν πολλοίς στην διαφήμιση, επειδή οι επιχειρήσεις αυτές απευθύνονταν σε ένα διάσπαρτο και συνεχώς μεταβαλλόμενο καταναλωτικό κοινό. Αντίθετα, στην Ευρώπη και την Ιαπωνία η πώληση των αγαθών γινόταν δια ζώσης σε καθιερωμένα εμπορικά κέντρα (Hopp και Spearman, 2000).

Στην Ελλάδα, τα πρώτα πραγματικά εργοστάσια ιδρύθηκαν μετά το 1860. Σύμφωνα με τον τμηματάρχη της δημόσιας οικονομίας του υπουργείου Εσωτερικών Λ. Μανσόλα (1876), το 1867, η ελληνική βιομηχανία αντιπροσωπευόταν από 22 ατμοκίνητα εργοστάσια συνολικής κινητήριας δύναμης 296 ίππων, ενώ το 1875 αντιπροσωπεύονταν από 89 ατμοκίνητα εργοστάσια συνολικής κινητήριας δύναμης 1.897 ίππων που απασχολούσαν συνολικά γύρω στους 7.340 εργάτες. Τα κυριότερα εργοστάσια ήταν κλωστοϋφαντουργίες, μεταξουργία, αλευρόμυλοι, βυρσοδεψεία, ναυπηγεία, ελαιουργία και εργοστάσια οινοποίησης, στα αστικά κέντρα της Καλαμάτας, Σύρου, Πειραιά, Αθήνας, Ναυπλίου, Πάτρας, Χαλκίδας, Κέρκυρας, Λεβαδιάς, κτλ.

1.1.3 Η Εποχή της Μαζικής Παραγωγής (1880-1920)

Την περίοδο 1880-1920, ο εργοδηγός απέκτησε μεγάλη ισχύ και επιρροή, και γεννήθηκε το επάγγελμα του διευθυντή παραγωγής (Skinner, 1985). Η εποχή από τα μέσα της δεκαετίας του 1870 μέχρι τις αρχές του 20^{ου} αιώνα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως εποχή της **μαζικής παραγωγής μεγάλης κλίμακας**. Μέχρι τις αρχές του αιώνα, η παραγωγή μεγάλης κλίμακας είχε εδραιωθεί στις βιομηχανίες διεργασιών χάλυβα, αλουμινίου, πετρελαίου, χημικών, τροφίμων, καπνού, κτλ. Επίσης, είχε επιτευχθεί η μαζική παραγωγή μηχανολογικών προϊόντων, όπως ραπτομηχανών, γραφομηχανών, θεριστικών και βιομηχανικών μηχανών, με την εφαρμογή νέων μεθόδων κατασκευής και συναρμολόγησης τυποποιημένων ανταλλακτικών μεταλλικών εξαρτημάτων.

Η επόμενη καινοτομία στην βιομηχανία ήταν η **μαζική παραγωγή μεγάλης ταχύτητας** που είδε το φως το 1913, όταν ο Henry Ford (1863-1947) έθεσε σε λειτουργία την πρώτη κινούμενη γραμμή συναρμολόγησης αυτοκινήτων στο Highland Park της πολιτείας Michigan των ΗΠΑ. Ο Ford αντιλήφθηκε την σημασία της γρήγορης παραγωγής προϊόντων για την μείωση του κόστους παραγωγής. Για να επιταχύνει την παραγωγή αυτοκινήτων αντικατέστησε την μετακίνηση των εργατών προς τα υπό κατασκευή προϊόντα που παρέμεναν σταθερά στην θέση τους με την σταθερή ροή των προϊόντων μπροστά από τους εργάτες που παρέμεναν σταθεροί στις θέσεις εργασίας τους.

Στην Ελλάδα, την περίοδο 1884-1910, η κατάσταση της βιομηχανίας βελτιώθηκε σημαντικά. Μεταξύ των σημαντικότερων αιτιών της βελτίωσης αυτής ήταν:

1. Η ψήφιση το 1884 από την βουλή του νέου δασμολογίου του τότε υπουργού Οικονομικών και προέδρου της κυβέρνησης Χαρίλαου Τρικούπη (1832-1896), το οποίο προέβλεπε την αύξηση των δασμών εισαγωγής ορισμένων προϊόντων που, αν και έγινε για εισπρακτικούς λόγους, βοήθησε την ανταγωνιστικότητα των ελληνικών βιομηχανιών και βιοτεχνιών
2. Η σημαντική βελτίωση των συγκοινωνιών
3. Η αύξηση του πληθυσμού της χώρας και ιδιαίτερα των αστικών κέντρων με την προσάρτηση της Θεσσαλίας το 1881, και
4. Η υποτίμηση του ελληνικού νομίσματος το 1880 που είχε ως συνέπεια το 1895 να έχει χάσει το 45% της αξίας του, αν και μέχρι το 1910 την είχε επανακτήσει πλήρως.

Η δεκαετία του 1910 με τους Βαλκανικούς πολέμους (1912-1913) και την επέκταση

της Ελλάδας έδωσαν νέα ώθηση στην ελληνική βιομηχανία ώστε να παύει πλέον η χώρα να παρουσιάζεται από οικονομικής άποψης ως καθαρά αγροτική. Από το 1915 και μετά, η ζήτηση για προϊόντα που προήλθε από την συγκέντρωση συμμαχικού στρατού στην Μακεδονία κατά τον Α' Παγκόσμιο Πόλεμο (1914-1918) σε συνδυασμό με τον οικονομικό αποκλεισμό της χώρας λόγω του υποβρυχίου πολέμου έδωσαν ιδιαίτερη ώθηση στην ελληνική βιομηχανία. Η ώθηση αυτή έφερε κέρδη, αύξηση του βιοτικού επιπέδου και νέες καταναλωτικές ανάγκες που προκάλεσαν επενδύσεις σε νέες βιομηχανίες. Την περίοδο 1916-1921 ιδρύθηκαν 66 μεγάλες βιομηχανικές επιχειρήσεις.

1.1.4 Η καθιέρωση της βιομηχανικής διοίκησης ως επιστήμη

Μέθοδοι διοίκησης παραγωγής εφαρμόζονταν ήδη από την αρχαιότητα. Οι αρχαίοι Αιγύπτιοι και Κινέζοι συντόνισαν έργα τεράστιας κλίμακας για την κατασκευή των πυραμίδων και του σινικού τείχους, αντίστοιχα. Ανάλογες μέθοδοι εφαρμόστηκαν και στην ελληνική και ρωμαϊκή εποχή. Όμως οι μέθοδοι αυτές ήταν εμπειρικές. Μόνον όταν οι διευθυντές παραγωγής άρχισαν να παρακολουθούν τις πρακτικές τους υπό το φως της ορθολογικής, συμπερασματολογικής προσέγγισης που χαρακτηρίζει την επιστημονική έρευνα μπόρεσε η διοίκηση να ονομασθεί επιστήμη και να κερδίσει μέρος του σεβασμού που δίδονταν σε άλλες επιστήμες όπως η ιατρική και η μηχανική. Όπως είναι φυσικό, οι πρώτοι υποστηρικτές μιας τέτοιας επιστημονικής προσέγγισης της διοίκησης υπήρξαν μηχανικοί. Μάλιστα, ο σπουδαίος Φλωρεντινός καλλιτέχνης, μηχανικός και επιστήμονας Leonardo da Vinci (1452-1519) ήταν από τους πρώτους που παρατήρησαν επιστημονικά την ανθρώπινη εργασία, χρονομετρώντας την ποσότητα χρώματος που μπορούσε να φτυαρίσει ένας εργάτης.

Ωστόσο, όσο η παραγωγή γινόταν σε μικρές εγκαταστάσεις και επιδέχονταν άμεσης επιτήρησης, δεν υπήρχε κίνητρο για την ανάπτυξη συστηματικών μεθόδων διοίκησης παραγωγής. Η διοίκηση πρωτοεμφανίστηκε ως επιστημονικός κλάδος στα τέλη του 19^{ου} αιώνα με την ανάπτυξη μεγάλων ολοκληρωμένων βιομηχανικών επιχειρήσεων που λόγω της πολυπλοκότητάς τους απαιτούσαν προχωρημένες και συστηματικές μεθόδους ελέγχου. Δεδομένου ότι οι ΗΠΑ ηγήθηκαν της προσπάθειας για ολοένα αυξανόμενη κλίμακα παραγωγής, μοιραία ηγήθηκαν και της διοικητικής επανάστασης που την συνόδευσε. Πάντως, πριν οι Αμερικανοί θεωρητικοί της διοίκησης παραγωγής αναπτύξουν τις ιδέες τους υπό το φως της δεύτερης βιομηχανικής επανάστασης, ο Γερμανός φιλόσοφος, κοινωνιολόγος, ιστορικός και επαναστάτης, Karl Marx (1818-1883), αναμφισβήτητα ο διανοούμενος του 19^{ου} αιώνα με την μεγαλύτερη επιρροή σε θέματα κοινωνιολογίας σε παγκόσμιο επίπεδο, το 1867 δημοσίευσε τον πρώτο τόμο του βιβλίου του *Το Κεφάλαιο*. Στο *Κεφάλαιο*, ο Marx ανέπτυξε

την δική του θεωρία για την αξία της εργασίας που βασιζόταν στην ιδέα της υπεραξίας και της εκμετάλλευσης, η οποία θα οδηγούσε μοιραία στην μείωση της κερδοφορίας και στην κατάρρευση του βιομηχανικού καπιταλισμού. Στην ανάλυσή του για την καπιταλιστική διαδικασία της παραγωγής, ο Marx ξεχώρισε δύο βασικές μορφές οργάνωσης της παραγωγής, **την ετερογενή και την σειριακή**, οι οποίες παίζουν πολύ διαφορετικούς ρόλους στην μετάλλαξη της παραγωγής από χειρωνακτική σε μηχανοποιημένη στην σύγχρονη βιομηχανία. Στην πρώτη μορφή, το παραγόμενο προϊόν συναρμολογείται από επιμέρους εξαρτήματα που κατασκευάζονται ανεξάρτητα το ένα από το άλλο, και στην δεύτερη μορφή, το προϊόν οφείλει την τελική μορφή του σε μία σειρά από συνδεδεμένες επεξεργασίες και χειρισμούς.

Επίσης, πριν από την καθιέρωση του μαζικού ενδιαφέροντος για την διοίκηση της παραγωγής που επήλθε με το κίνημα της επιστημονικής διοίκησης στην Αμερική, όπως θα δούμε παρακάτω, μερικοί Άγγλοι συγγραφείς είχαν προβλέψει την συστηματοποίηση της διοίκησης παραγωγής ήδη από την πρώτη βιομηχανική επανάσταση. Ενδεικτικά, το 1892, ο μαθηματικός Charles Babbage (1791-1871), σχεδιαστής της διαφορικής μηχανής (difference engine), ενός μηχανολογικού υπολογιστή μαθηματικών πράξεων, προάγγελο των σύγχρονων υπολογιστών, δημοσίευσε το βιβλίο του δημοσίευσε το βιβλίο του “*On the Economy of Machinery and Manufactures*”, το οποίο αναφερόταν σε διαδικασίες οργάνωσης και κοστολόγησης σε εργοστάσια.

Η ιδέα ότι η διοίκηση μπορούσε να αποτελεί επάγγελμα ήρθε στην επιφάνεια όταν η επιστήμη του μηχανικού άρχισε να αναγνωρίζεται ως επάγγελμα. Ο επαγγελματικός σύλλογος *American Society of Mechanical Engineers* (ASME) που ιδρύθηκε το 1880 γρήγορα έγινε χώρος δημόσιας συζήτησης για θέματα που σχετίζονταν με την λειτουργία και διοίκηση της παραγωγής. Το 1886, ο μηχανικός και συνιδρυτής της εταιρίας κλειδαριών Yale Lock Company, Henry Towne (1844-1924), παρουσίασε εργασία του στον ASME με τίτλο «The Engineer as an Economist», στην οποία ζητούσε την δημιουργία μέσα στον ASME ενός οικονομικού τμήματος με αντικείμενο την διοίκηση παραγωγής. Αν και ο ASME δεν δημιούργησε τομέα διοίκησης παρά 34 χρόνια αργότερα, ο Towne και άλλοι διατήρησαν τις συζητήσεις γύρω από θέματα διοίκησης παραγωγής στο προσκήνιο του ASME. Το 1910, δημοσιεύθηκε το πρώτο εγχειρίδιο μηχανικών βιομηχανίας με τίτλο *Factory Organization and Administration* από τον Hugo Diemer. Τρία χρόνια αργότερα, το 1913, ο Ford W. Harris δημοσίευσε μια από τις πρώτες εφαρμογές μαθηματικών προτύπων στην διοίκηση παραγωγής, που αφορούσε **τον καθορισμό του βέλτιστου μεγέθους παρτίδας παραγωγής** (Harris, 1913).

Αν υπάρχει ένας άνθρωπος που δημιούργησε το ζωνρό ενδιαφέρον, τους φανατικούς

οπαδούς και το συστηματικό πλαίσιο που ήταν απαραίτητο για την ανακήρυξη της διοίκησης ως επιστήμης, αυτός ήταν ο Frederick W. Taylor (1856-1915). Ο Taylor, που αναφέρεται συχνά ως ο πατέρας της **επιστημονικής διοίκησης** (scientific management), ήταν μηχανολόγος μηχανικός με αρκετές τεχνολογικές καινοτομίες στο ενεργητικό του, πολλές από τις οποίες πατένταρε. Παρ' όλες τις καινοτομίες του, όμως, έμεινε γνωστός στην ιστορία κυρίως για το σύστημα διοίκησης παραγωγής που ανέπτυξε και εφάρμοσε. Ο κορμός του συστήματος αυτού βασιζόταν στην αποσύνθεση των διαδικασιών παραγωγής στα συστατικά τους στοιχεία και στον ανασχεδιασμό των στοιχείων αυτών με σκοπό την βελτίωση της αποδοτικότητάς τους. Έχοντας καθορίσει πρότυπα για τις διαδικασίες παραγωγής, στην συνέχεια ο Taylor εξέτασε πώς θα δοθούν κίνητρα στους εργάτες για να τα επιτύχουν. Σύμφωνα με την θεωρία του, υπήρχε ένας ξεκάθαρος διαχωρισμός των καθηκόντων των διευθυντών και των εργατών. Οι διευθυντές ήταν υπεύθυνοι να παρέχουν *μεθόδους και εργαλεία εργασίας, κίνητρα για εργασία, εκπαίδευση και βοήθεια* στους εργαζομένους για να επιλέγουν τη σωστή εργασία. Οι εργάτες ήταν υπεύθυνοι να *εκτελούν τις εργασίες που σχεδίαζαν οι διευθυντές*. Οι ιδέες του Taylor αποτυπώθηκαν στο βιβλίο του *“The Principles of Scientific Management”* που εκδόθηκε το 1911. Σήμερα, αναγνωρίζεται ευρέως ότι η πολύ μεγάλη συνεισφορά του Taylor στην διοίκηση παραγωγής έγκειται περισσότερο στην συνειδητοποίηση ότι η διοίκηση παραγωγής μπορεί να προσεγγιστεί επιστημονικά παρά στις τεχνικές που ανέπτυξε ο Taylor, οι οποίες στην πραγματικότητα είναι περισσότερο μεθοδολογικές παρά επιστημονικές.

Οι θεωρίες του Taylor πυροδότησαν το κίνημα της επιστημονικής διοίκησης που ακολουθήθηκε από πολλούς άλλους. Ένας από τους παλιότερους συνεργάτες του Taylor ήταν ο Henry Gantt (1861-1919), ο οποίος έμεινε γνωστός στην ιστορία για το διάγραμμα Gantt που χρησιμοποιείται και σήμερα στην **διαχείριση έργων** (project management). Δύο από τους σημαντικότερους συνηγούς της επιστημονικής διοίκησης ήταν ο Harrington Emerson (1853-1931) και ο Frank Gilbreth (1868-1924). Ο πρώτος πέτυχε σημαντικές βελτιώσεις αποδοτικότητας στους αμερικανικούς σιδηροδρόμους και γι' αυτό η γνώμη του είχε βαρύτητα στους επαγγελματικούς κύκλους. Ο δεύτερος επέκτεινε την μελέτη χρόνων του Taylor στην μελέτη κινήσεων και εξέδωσε το βιβλίο *The Psychology of Management* το 1914. Οι πρωτοπόροι της επιστημονικής διοίκησης δεν ήταν μόνο Αμερικανοί. Παρεμφερείς δραστηριότητες λάμβαναν χώρα στην Πολωνία, την Ρωσία, την Γαλλία και την Αγγλία. Το 1916, ο Γάλλος διευθυντής επιχειρήσεων Henri Fayol εξέδωσε την πρώτη συνολική θεωρία της διοίκησης στο βιβλίο του *“Administration Industrielle et Générale”*.

1.1.5 Η σύγχρονη βιομηχανική επιχείρηση (1920-1945)

Μέχρι το τέλος του Α' Παγκοσμίου Πολέμου, η επιστημονική διοίκηση είχε ριζώσει στις ΗΠΑ, και το αμερικανικό βιομηχανικό σύστημα είχε εδραιωθεί για τα καλά. Οι καθετοποιημένες βιομηχανίες μαζικής παραγωγής μεγάλης κλίμακας και μεγάλης ταχύτητας ήταν ο κανόνας. Οι βιομηχανίες αυτές εκμεταλλεύονταν σε πολύ μεγάλο βαθμό τις οικονομίες κλίμακας για την παραγωγή ενός προϊόντος. Το επόμενο βήμα για την ανάπτυξη της βιομηχανίας ήταν η εκμετάλλευση των **οικονομιών εύρους**, δηλαδή η χρήση κοινών πόρων για την παραγωγή και διανομή μεγάλου εύρους προϊόντων.

Η ραγδαία ανάπτυξη και ολοκλήρωση των βιομηχανικών επιχειρήσεων δημιούργησε συστήματα πολύ μεγάλα για να διοικούνται από τους ιδιοκτήτες τους. Έτσι, η ευθύνη για την λήψη αποφάσεων περνούσε όλο και περισσότερο στα χέρια υψηλών και μεσαίων διευθυντικών στελεχών. Τα στελέχη αυτά, που γύρω στις αρχές του 19^{ου} αιώνα προέρχονταν από τις τάξεις των εργατών, την εποχή του μεσοπολέμου ήταν εν πολλοίς απόφοιτοι πανεπιστημίων, εκπαιδευμένοι στις παραδοσιακές επιστήμες του μηχανολόγου, ηλεκτρολόγου, χημικού και πολιτικού μηχανικού. Μερικοί από αυτούς ξεκίνησαν να αναζητούν εκπαίδευση σε θέματα διοίκησης στις νεοσύστατες **σχολές διοίκησης** (business schools) και στα τμήματα **μηχανικών βιομηχανίας** ή **μηχανικών παραγωγής και βιομηχανικής διοίκησης** (industrial engineering), όπως έχει επικρατήσει ο όρος στα ελληνικά. Το πρώτο προπτυχιακό πρόγραμμα διοίκησης ιδρύθηκε το 1881 στο Wharton School του University of Pennsylvania, ενώ το πρώτο πρόγραμμα μηχανικών βιομηχανίας ιδρύθηκε στο Penn State University το 1908.

Την περίοδο του μεσοπολέμου τέθηκαν οι βάσεις για δύο σημαντικές περιοχές της διοίκησης παραγωγής: την μελέτη των ανθρώπινων σχέσεων στην **παραγωγή** και την **διοίκηση ποιότητας**. Συγκεκριμένα, την περίοδο 1924-1932, μια ομάδα ερευνητών καθοδηγούμενη από τον Elton Mayo του Πανεπιστημίου Harvard πραγματοποίησε μια σειρά μελετών στο εργοστάσιο Hawthorne της εταιρίας Western Electric στο Σικάγο για την επίδραση του φωτισμού στην αποδοτικότητα των εργατών. Οι μελέτες αυτές που ξεκίνησαν με κάπως στενό αντικείμενο επεκτάθηκαν και έφεραν στο προσκήνιο την ιδέα ότι η παραγωγικότητα δεν επηρεάζεται μόνον από την τεχνολογία αλλά και από την παροχή κινήτρων στους εργάτες. Η **θεωρία των κινήτρων** αναπτύχθηκε περισσότερο τις δεκαετίες του '40, του '50 και του '60 από τους Abraham Maslow, Frederic Herzberg και Douglas McGregor, αντίστοιχα. Το 1924, ο Walter A Shewhart των Bell Telephone Laboratories της εταιρίας Western Electric εισήγαγε για πρώτη φορά τα διαγράμματα ελέγχου ποιότητας, θέτοντας τις επιστημονικές βάσεις του **ελέγχου ποιότητας**. Το 1931, εξέδωσε το πρώτο

σημαντικό βιβλίο πάνω σε θέματα ποιότητας με τίτλο “*Economic Control of Quality of Manufactured Product*”.

Στην Ελλάδα, η ραγδαία ανάπτυξη της βιομηχανίας που άρχισε το 1915 συνεχίστηκε και την δεκαετία του 1920 με την εγκατάσταση 1.300.0000 προσφύγων το 1922, που έφερε φθηνά εργατικά χέρια στην βιομηχανία και διεύρυνε το πεδίο της εγχώριας κατανάλωσης. Για την ανάπτυξη και την προαγωγή της βιομηχανίας σημαντικό ρόλο έπαιξε και η ίδρυση, το 1923, του **Τεχνικού Επιμελητηρίου Ελλάδος (ΤΕΕ)**, που αποσκοπούσε στην προαγωγή της τεχνικής κίνησης στην χώρα. Το 1933, λειτουργούσαν στην Ελλάδα 2.915 βιομηχανίες με κινητήρια δύναμη 247.637 ίππους και 191.129 εργάτες. Πάντως, η ελληνική βιοτεχνία και βιομηχανία δεν αναπτύχθηκε σε ευρεία κλίμακα για πολλούς λόγους, ένας εκ των οποίων ήταν και η έλλειψη εργοδηγών και εργατών με τεχνική κατάρτιση.

1.1.6 Η εδραίωση της Επιχειρησιακής Έρευνας και της Διοικητικής Επιστήμης

Η ιδέα του Taylor ότι ο σχεδιασμός και η εκτέλεση των εργασιών είναι δύο ξεχωριστές λειτουργίες ήταν μια απλή (για τα σημερινά δεδομένα) αλλά πολύ σημαντική ιδέα που είχε τεράστια συνεισφορά στην άνοδο της αμερικανικής βιομηχανίας την περίοδο του μεσοπολέμου. Όμως, η αντίληψη ότι ο σχεδιασμός των εργασιών είναι αποκλειστικά δουλειά των διευθυντών και η εκτέλεσή τους είναι αποκλειστικά δουλειά των εργατών, που ρίζωσε βαθιά στο αμερικανικό σύστημα διοίκησης, αποθάρρυνε τους αμερικανούς εργάτες από το να αντιμετωπίζουν δημιουργικά την εργασία τους. Η αποσύνθεση των διαδικασιών παραγωγής στα συστατικά τους στοιχεία και η εστίαση στον ανασχεδιασμό των στοιχείων αυτών με σκοπό την βελτίωση της αποδοτικότητάς τους, απέφερε βραχυπρόθεσμα οφέλη, αλλά μακροπρόθεσμα έπασχε, διότι αποτύγχανε να συλλάβει το σύνολο των εργασιών ως ένα **ενιαίο σύστημα**. Αυτό είχε μακροχρόνιες αρνητικές συνέπειες στην καινοτομία προϊόντων και διαδικασιών και στην ποιότητα, η διασφάλιση της οποίας στηρίχθηκε στην επιθεώρηση αντί στην πρόληψη. Αν και μια από τις πρώτες απόπειρες συστημικής προσέγγισης της διοίκησης ήταν το έργο του Chester Barnard (1938), η **συστημική ανάλυση** σε θέματα λήψης αποφάσεων αναπτύχθηκε και ανδρώθηκε μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο (Ackoff, 1956). Κινούμενος στην ίδια περίπου περιοχή της συστημικής θεώρησης, το 1954, ο Peter Drucker (1954) εισήγαγε την έννοια της **διοίκησης δι' αντικειμενικών στόχων** (management by objectives ή MBO), σύμφωνα με την οποία, η διοίκηση πληροφορείται επί των αποτελεσμάτων ολοένα μικρότερων περιόδων του επιχειρηματικού χρόνου (Ζευγαρίδης, 1972).

Η επιστήμη που είχε τεράστια επίδραση στην ακαδημαϊκή κυρίως αντίληψη της διοίκησης παραγωγής, μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο, ήταν η **διοικητική επιστήμη**

(management science). Η διοικητική επιστήμη αφορά στην εφαρμογή ποσοτικών (μαθηματικών και υπολογιστικών) προτύπων και τεχνικών για την περιγραφή, κατανόηση και επίλυση προβλημάτων διοίκησης. Αν και ένας αριθμός των μαθηματικών τεχνικών που απαρτίζουν την διοικητική επιστήμη αναπτύχθηκαν πριν τον 20^ο αιώνα, η διοικητική επιστήμη προωθήθηκε κατά την διάρκεια του Β' Παγκοσμίου Πολέμου με το όνομα «**επιχειρησιακή έρευνα**» (operations ή operational research – OR), όταν η στρατιωτική ηγεσία της Αγγλίας ανέθεσε σε ομάδες επιστημόνων να εφαρμόσουν επιστημονικές μεθόδους για την λήψη αποφάσεων σε στρατιωτικές επιχειρήσεις. Οι ποσοτικές αναλύσεις των επιστημόνων βοήθησαν σημαντικά στις νίκες των συμμάχων στην Αερομαχία του Λονδίνου, την Ναυμαχία του Βορείου Ατλαντικού και την Επιχείρηση του Ειρηνικού.

Σήμερα, οι όροι «διοικητική επιστήμη» και «επιχειρησιακή έρευνα» είναι περίπου συνώνυμοι αν και η διοικητική επιστήμη είναι η περισσότερο εφαρμοσμένη εκ των δύο ενώ η επιχειρησιακή έρευνα αναφέρεται περισσότερο στην μαθηματική μεθοδολογία. Μετά τον πόλεμο, η επιχειρησιακή έρευνα γνώρισε ραγδαία ανάπτυξη και οι τεχνικές της εφαρμόστηκαν σε προβλήματα διοίκησης στην βιομηχανία και στις υπηρεσίες. Οι κυριότερες τεχνικές της επιχειρησιακής έρευνας είναι ο μαθηματικός (γραμμικός, μη γραμμικός, ακέραιος, δυναμικός) προγραμματισμός, η θεωρία παιγνίων, η θεωρία αποθεμάτων, η προσομοίωση, στοχαστικές τεχνικές (Μαρκοβιανές αλυσίδες, θεωρία ουρών αναμονής, προβλέψεις), τεχνικές δικτύων, κ.α.

Πολλές από τις θεωρίες και τις τεχνικές της επιχειρησιακής έρευνας θεμελιώθηκαν τις δεκαετίες του 1950 και 1960 και εφαρμόστηκαν μεταξύ άλλων και σε προβλήματα διοίκησης παραγωγής. Για παράδειγμα, η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης που χρησιμοποιείται στις **προβλέψεις** πιστώνεται στον R. G. Brown (1962), ο οποίος την εποχή εκείνη εργαζόταν στην εταιρία συμβούλων επιχειρήσεων Arthur D. Little. Μερικά χρόνια αργότερα, οι Box και Jenkins (1970) εισήγαγαν μια προηγμένη τεχνική για την πρόβλεψη χρονοσειρών που εκμεταλλευόταν πιθανές εξαρτήσεις μεταξύ των τιμών των χρονοσειρών από περίοδο σε περίοδο. Οι Holt et al. (1960) παρουσίασαν την πρώτη ολοκληρωμένη περιγραφή μιας μεθόδου για την επίλυση προβλημάτων **συγκεντρωτικού προγραμματισμού** (aggregate planning) και την εφαρμογή της σε μια βιομηχανία παραγωγής χρωμάτων. Ο συγκεντρωτικός προγραμματισμός σχετίζεται στενά με τον **ιεραρχικό προγραμματισμό παραγωγής** (hierarchical production planning) που εισήγαγαν οι Hax και Meal (1975).

Το πρώτο βιβλίο **θεωρίας ελέγχου αποθεμάτων** εκδόθηκε από τον Whiting (1953). Οι Churchman et al. (1957) ανέπτυξαν το πρώτο ντετερμινιστικό μαθηματικό πρότυπο ελέγχου αποθεμάτων με εκπτώσεις για παραγγελίες μεγάλης κλίμακας, και οι Hardley και

Whitin (1963) παρουσίασαν τα πρώτα πρότυπα προβλημάτων ντετερμινιστικού ελέγχου αποθεμάτων με περιορισμούς προϋπολογισμού και χώρου. Οι Wagner και Whitin (1958) ήταν οι πρώτοι που αναγνώρισαν την βασική ιδιότητα της βέλτιστης πολιτικής ελέγχου αποθεμάτων για συστήματα αποθεμάτων με χρονικά μεταβαλλόμενη ζήτηση και περιοδική αναθεώρηση. Από την δεκαετία του 1960 και μετά το ακαδημαϊκό ενδιαφέρον για προβλήματα ελέγχου αποθεμάτων στράφηκε σε στοχαστικά πρότυπα. Ένα από τα πρώτα σημαντικά βιβλία στην περιοχή αυτή ήταν το βιβλίο των Arrow et al. (1958). Η αρχική μοντελοποίηση του κλασικού προβλήματος ελέγχου αποθεμάτων συστημάτων **εφοδιασμού με πολλαπλά κλιμάκια** (multiechelon) έγινε από τους Clark και Scarf (1960), και η βάση για στρατιωτικές εφαρμογές τέτοιων συστημάτων τέθηκε από τον Sherbrooke (1968). Η πρώτη σημαντική εργασία με αναλυτικά αποτελέσματα για στρατηγικές της **βέλτιστης ακολουθίας εργασιών** (sequencing) δημοσιεύθηκε από τον Johnson (1954). Η δουλειά του Johnson προκάλεσε μεγάλο ενδιαφέρον για τον **χρονοπρογραμματισμό** (scheduling) εργασιών. Η εξαιρετική μονογραφία των Conway et al. (1967) αναφέρει πάνω από 200 σχετικές δημοσιεύσεις μέχρι το 1967. Στα τέλη της δεκαετίας του 1950, αναπτύχθηκαν και δύο τεχνικές για την επίλυση διαφορετικών προβλημάτων **διοίκησης έργων** (project management), η **μέθοδος κρίσιμης διαδρομής** (critical path method ή CPM) και η **τεχνική αποτίμησης και αναθεώρησης έργων** (project evaluation and review technique ή PERT). Η πρώτη ήταν αποτέλεσμα μια κοινής προσπάθειας των εταιριών Du Pont και Remington Rand (Walker και Sayer, 1959). Η δεύτερη ήταν απόρροια του προγράμματος Polaris Weapons Systems που ανέλαβε το Πολεμικό Ναυτικό των ΗΠΑ το 1958 (Department of Navy, 1958).

Τις δύο δεκαετίες μετά τον πόλεμο ιδρύθηκαν και πολλοί μη κερδοσκοπικοί οργανισμοί που στόχο είχαν την προαγωγή της επιστήμης των μηχανικών βιομηχανίας και της επιχειρησιακής έρευνας/διοικητικής επιστήμης. Το 1948 ιδρύθηκε το *Institute of Industrial Engineering* (IIE) που είχε σκοπό την προαγωγή της εφαρμογής, εκπαίδευσης, κατάρτισης, έρευνας και ανάπτυξης της επιστήμης του μηχανικού βιομηχανίας. Την ίδια χρονιά ιδρύθηκε στο Λονδίνο το *Operational Research Club*, η πρώτη εταιρία επιχειρησιακής έρευνας στον κόσμο, η οποία μετεξελίχθηκε σε *OR Society*, πέντε χρόνια αργότερα. Το 1952 ιδρύθηκε στη Αμερική η *Operations Research Society of America* (ORSA) και έναν χρόνο αργότερα το *Institute of Management Sciences*. Το 1995, οι δύο αυτοί οργανισμοί συγχωνεύτηκαν σε έναν ενιαίο φορέα με την ονομασία *Institute for Operations Research and the Management Sciences* (INFORMS). Σήμερα, το INFORMS περιέχει οκτώ συλλόγους (societies), ένας εκ των οποίων είναι ο *Manufacturing and Service Operations Management Society* (MSOM). Το 1957, ιδρύθηκε η *American Production and Inventory Control Society*

(APICS) που είχε σκοπό να παρέχει πληροφόρηση και υπηρεσίες σε θέματα διοίκησης παραγωγής και αποθεμάτων. Το 1959, ιδρύθηκε η διεθνής ομοσπονδία των εταιριών επιχειρησιακής έρευνας, *International Federation of Operational Research Societies* (IFORS), με αρχικά μέλη τις εταιρίες επιχειρησιακής έρευνας της Γαλλίας, της Αγγλίας και των ΗΠΑ. Το 1962 ιδρύθηκε η Ελληνική Εταιρία Διοικήσεως Επιχειρήσεων (ΕΕΔΕ) με σκοπό την διάδοση, ανάπτυξη και προβολή των αρχών, των μεθόδων και της πρακτικής της σύγχρονης διοίκησης. Η ΕΕΔΕ έχει ιδρύσει επτά εξειδικευμένα ινστιτούτα, ένα εκ των οποίων είναι το Ινστιτούτο Διοικήσεως Παραγωγής Προϊόντων και Υπηρεσιών (ΙΔΠ/ΠΟΥ). Η Ελληνική Εταιρία Επιχειρησιακών Ερευνών (ΕΕΕΕ) ιδρύθηκε το 1963. Το 1976 ιδρύθηκε ο σύνδεσμος των ευρωπαϊκών εταιριών επιχειρησιακής έρευνας με την επωνυμία *EURO*.

1.1.7 Η μεταπολεμική βιομηχανία (1945+)

Αν και η σύγχρονη αμερικανική βιομηχανική επιχείρηση είχε εδραιωθεί την δεκαετία του 1920, η οικονομική ύφεση την δεκαετία του 1930 και ο Β' Παγκόσμιος Πόλεμος (1939-1945) απέτρεψε την χώρα από το να καρπωθεί όλα τα οφέλη από τον ισχυρό βιομηχανικό της τομέα. Μετά από τον πόλεμο, όμως, τις δεκαετίες του 1950 και 1960, η Αμερική γνώρισε την πραγματικά χρυσή εποχή της βιομηχανίας της. Η αμερικανική βιομηχανία εισήλθε στον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο από μια εξαιρετικά ισχυρή θέση, έχοντας εμπεδώσει τις τεχνικές της μαζικής παραγωγής και διανομής προϊόντων και την διοίκηση μεγάλων επιχειρήσεων. Εξήλθε από τον πόλεμο σε μία θέση αναμφισβήτητης παγκόσμιας κυριαρχίας. Μπορούσε να παράγει και να διανέμει προϊόντα με ρυθμούς αδιανόητους για οποιοδήποτε άλλο κράτος. Αντίθετα, ο υπόλοιπος κόσμος ήταν σχεδόν κατεστραμμένος. Τα εργοστάσια της Ευρώπης και της Ιαπωνίας είχαν καταστραφεί από τον πόλεμο. Τα επιστημονικά ιδρύματα είχαν αναστατωθεί και η Αμερική κληρονόμησε μερικά από τα καλύτερα μυαλά τους.

Κατά την διάρκεια της χρυσής για την αμερικανική οικονομία εποχής των δεκαετιών του 1950 και 1960, οι αμερικανικές βιομηχανίες επικεντρώθηκαν στους τομείς των πωλήσεων και των οικονομικών, με αποτέλεσμα η παραγωγή να περάσει σε δεύτερη μοίρα. Οι καλύτεροι και εξυπνότεροι ακολουθούσαν καριέρες στο μάρκετινγκ και στα χρηματοοικονομικά, ενώ οι κατευθύνσεις της τεχνολογίας και της διοίκησης παραγωγής ήταν πολύ λιγότερο ελκυστικές. Σύμφωνα με τους Horpp και Spearman (2000), η γοργή ανάπτυξη των ΗΠΑ μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο έπαιξε αρνητικό ρόλο στην διαμόρφωση της καριέρας του διευθυντή επιχειρήσεων, επειδή η υψηλή ζήτηση για διευθυντές επιτάχυνε τις διαδικασίες προαγωγής τους με αποτέλεσμα να έχουν σημαντικά μικρότερη εμπειρία σε θέματα επιχειρησιακών λειτουργιών από ότι οι προκατόχοί τους. Ακόμα χειρότερα,

κατήργησε την αποκλειστική δια βίου αφοσίωση ενός διευθυντή σε μία επιχείρηση. Έτσι, ένας αποτελεσματικός διευθυντής που προαγόταν γρήγορα σε μια επιχείρηση, σύντομα έψαχνε για ευκαιρίες αλλού.

Αντίθετα, σε άλλες μεγάλες βιομηχανικές χώρες, όπως για παράδειγμα στις ηττημένες του πολέμου Γερμανία και Ιαπωνία, τα διευθυντικά στελέχη προέρχονταν σε μεγάλο βαθμό από τις τάξεις των μηχανικών και των τεχνικών. Συνήθως, παρέμεναν για όλη τους την καριέρα στην ίδια επιχείρηση, όπου προάγονταν με αργούς ρυθμούς στα ανώτερα κλιμάκια στελεχών. Γι' αυτόν τον λόγο, δεν είχαν ανάγκη να δείξουν καλά αποτελέσματα σε πολύ μικρό χρονικό διάστημα, αλλά επεδίωκαν να πετυχαίνουν καλές επιδόσεις μακροχρόνια. Η διοίκηση ήταν εστιασμένη στην ποιότητα και στην εξυπηρέτηση των προϊόντων, και ολόκληρη η βιομηχανία συνεργαζόταν στενά με το κράτος, σεβόμενη κυβερνητικά πρότυπα, πολιτικές και κανονισμούς. Η εστίαση στο προϊόν σήμαινε και εστίαση στην παραγωγή. Έτσι, οι περισσότεροι Γερμανοί και Ιάπωνες διευθυντές, ακόμα και στα υψηλότερα κλιμάκια, αντί να ασχολούνται αποκλειστικά με τους οικονομικούς δείκτες της επιχείρησής τους ή του τμήματός τους, παρακολουθούσαν στενά τις μεθόδους παραγωγής και γνώριζαν καλά τις γραμμές παραγωγής τους.

Μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο, η διοίκηση παραγωγής, όπως και πολλές άλλες επιστήμες επηρεάστηκε σημαντικά από μια νέα επανάσταση: την επανάσταση των **ηλεκτρονικών υπολογιστών**. Ένα από τα πρώτα πειράματα χρήσης του υπολογιστή για τον προγραμματισμό παραγωγής και έλεγχο αποθεμάτων ήταν η εφαρμογή ενός συστήματος που ονομάστηκε **προγραμματισμός απαιτούμενων υλικών** (Material Requirements Planning ή MRP) και αναπτύχθηκε από τον Joseph Orlicky και άλλους στην εταιρία IBM. Η εκρηκτική εξάπλωση των συστημάτων MRP στην Αμερική, όμως, πραγματοποιήθηκε την δεκαετία του 1970 μετά την εκστρατεία υπέρ της χρήσης συστημάτων MRP που εξαπέλυσε η APICS το 1972. Την δεκαετία του 1980, εξαπλώθηκε ο διάδοχος του MRP που ονομάστηκε **προγραμματισμός παραγωγικών πόρων** (Manufacturing Resources Planning ή MRP II). Η επανάσταση των ηλεκτρονικών υπολογιστών έπαιξε πρωταγωνιστικό ρόλο και στην εξάπλωση της επιχειρησιακής έρευνας, αφού επέτρεψε την εφαρμογή μεθόδων επιχειρησιακής έρευνας για την επίλυση πραγματικών προβλημάτων μεγάλων διαστάσεων.

Στην απέναντι από την Αμερική όχθη του Ειρηνικού Ωκεανού, η Ιαπωνία είχε καταφέρει να αλλάξει την δομή της οικονομίας της ώστε να στραφεί στα προϊόντα υψηλής τεχνολογίας, ήδη από την δεκαετία του 1960. Χάρη στις νέες τεχνολογίες και μεθόδους διοίκησης παραγωγής, και χάρη στην βελτίωση των μεταφορών που κάλυψε το μειονέκτημα της μεταφοράς πρώτων υλών στην Ιαπωνία από μεγάλες αποστάσεις, η Ιαπωνία γνώρισε

γρήγορη οικονομική ανάπτυξη από την δεκαετία του 1960 έως την πετρελαϊκή κρίση του 1973. Ακόμα και μετά την πετρελαϊκή κρίση η Ιαπωνία εξακολούθησε να αναπτύσσεται αν και με χαμηλότερο ρυθμό. Η παραγωγή της ακολούθησε τις παγκόσμιες τάσεις και η βιομηχανική της ανάπτυξη την έφερε στην πρώτη θέση στην ναυπηγική, στην βιομηχανία ηλεκτρονικών ειδών, στην χαλυβουργία, στην αυτοκινητοβιομηχανία και στην υψηλή τεχνολογία.

Την δεκαετία του 1970, ενώ οι αμερικανικές βιομηχανικές επιχειρήσεις εγκαθιστούσαν συστήματα MRP, στην Ιαπωνία αναπτυσσόταν ένα τελείως διαφορετικό κίνημα διοίκησης το οποίο πυροδότησε την περίοδο οικονομικής κυριαρχίας της χώρας σε πολλούς βιομηχανικούς κλάδους. Οι τεχνικές παραγωγής και διοίκησης πίσω από αυτή την τεράστια επιτυχία έγιναν συνολικά γνωστές με τον όρο «**ακριβώς στην ώρα**» (just-in-time ή JIT). Μια από τις πιο άμεσες πηγές των βασικότερων ιδεών του JIT είναι το έργο του Taiichi Ohno στην αυτοκινητοβιομηχανία Toyota (Ohno, 1988). Ο Ohno αναγνώρισε ότι για να μπορέσει η ιαπωνική αυτοκινητο-βιομηχανία να ανταγωνιστεί την αμερικανική, δεν θα έπρεπε να επενδύσει σε οικονομίες κλίμακας, λόγω της μικρής της αγοράς, αλλά στην παραγωγή μικρού αριθμού πολλών διαφορετικών μοντέλων αυτοκινήτων. Για να επιτευχθεί ο στόχος αυτός με χαμηλό κόστος, όμως, θα έπρεπε να ελαχιστοποιηθούν κάθε είδους σπατάλες χρόνου και υλικών που μπορούσαν να δημιουργήσουν διαταραχές στην ροή της παραγωγής. Με στρωτή ροή της παραγωγής, κάθε σταθμός παραγωγής θα μπορούσε να προμηθεύεται τα υλικά που χρειάζεται από τον προηγούμενο σταθμό ακριβώς την ώρα που τα χρειάζεται χωρίς να υπάρχει η ανάγκη για συσσώρευση υλικών μεταξύ των σταθμών. Αυτό απαιτούσε την ελαχιστοποίηση -ει δυνατόν μηδένιση -του ποσοστού ελαττωματικών προϊόντων, του μεγέθους παρτίδας παραγωγής, των χρόνων αλλαγής στησίματος (setup change) των σταθμών παραγωγής από προϊόν σε προϊόν, των χρόνων βλάβης των σταθμών παραγωγής, των χρόνων μεταφοράς, κτλ. Για να γίνουν όλες αυτές οι αλλαγές έπρεπε να δοθεί έμφαση στην ποιότητα και σε πολλές περιπτώσεις να ανασχεδιαστούν οι ίδιες οι διαδικασίες παραγωγής (π.χ. να ανασχεδιαστεί ο τρόπος αλλαγής στησίματος με σκοπό να μειωθεί δραστικά ο χρόνος που χρειάζεται).

Οι ιδέες για την εύρυθμη λειτουργία της παραγωγής προέρχονταν σε μεγάλο βαθμό από τους ίδιους τους εργάτες, οι οποίοι εκπαιδεύονταν στην χρήση πολλών διαφορετικών σταθμών εργασίας, μπορούσαν να επεμβαίνουν στην παραγωγή (π.χ. σταματώντας την) σε περίπτωση που αντιλαμβανόντουσαν προβλήματα και να προτείνουν αλλαγές στην διοίκηση μέσα από συζητήσεις σε **κύκλους ποιότητας**. Το σύστημα ελέγχου της ροής της παραγωγής που εφαρμόστηκε στην Toyota έγινε γνωστό με το όνομα «**kanban**» από τις κάρτες

εξουσιοδότησης της παραγωγής που απαιτούνταν για την μεταφορά ενός τεμαχίου από έναν σταθμό στον επόμενο. Οι ιδέες του JIT επεκτάθηκαν κι εκτός της δραστηριότητας της παραγωγής για να καλύψουν όλη την εφοδιαστική αλυσίδα από την προμήθεια πρώτων υλών έως την παράδοση τελικών προϊόντων σε πελάτες.

Στην Αμερική, η δεκαετία του 1980, εκτός από εποχή της καθιέρωσης των συστημάτων MRP, ήταν και δεκαετία ποιότητας. Την εποχή εκείνη αναδύθηκε το κίνημα της **διοίκησης ολικής ποιότητας** (total quality management ή TQM). Σύμφωνα με τον Feigenbaum (1983), το TQM αναφέρεται στην αποτελεσματική ολοκλήρωση της ανάπτυξης, διατήρησης και βελτίωσης της ποιότητας διαφορετικών ομάδων σε μία επιχείρηση (μάρκετινγκ, ανάπτυξη προϊόντων, παραγωγή, και εξυπηρέτηση πελατών) με στόχο την πλήρη ικανοποίηση των πελατών στο χαμηλότερο δυνατό κόστος για την επιχείρηση. Βέβαια, για την διαμόρφωση ενός αποτελεσματικού προγράμματος βελτίωσης της ποιότητας σε μια επιχείρηση απαιτείται, εκτός από τις ποιοτικές μεθόδους του TQM, και ο ποσοτικός **στατιστικός έλεγχος ποιότητας** (statistical quality control ή SQC), τα θεμέλια του οποίου είχε εισάγει ο Shewhart το 1924. Το 1987, ο Διεθνής Οργανισμός Προτύπων (International Standards Organization) ίδρυσε την σειρά προτύπων ποιότητας ISO 9000 και την ίδια χρονιά το Κογκρέσο των ΗΠΑ καθιέρωσε το Εθνικό Βραβείο Ποιότητας Malcolm Baldrige.

Τις δεκαετίες του 1970 και 1980 διαδόθηκε στον κόσμο της βιομηχανικής παραγωγής η **τεχνολογία ομάδων** (group technology), μια φιλοσοφία διοίκησης παραγωγής που για πρώτη φορά μελετήθηκε συστηματικά από τον Burbidge (1975) στην Αγγλία. Η φιλοσοφία αυτή βασίζεται στην αρχή ότι παρόμοιες λειτουργίες (π.χ. σχεδιασμός προϊόντων, σχεδιασμός διαδικασίας παραγωγής, παραγωγή, συναρμολόγηση και έλεγχος παραγωγής) θα έπρεπε να γίνονται με παρόμοιο τρόπο. Για την εφαρμογή της τεχνολογίας ομάδων απαιτείται ο διαχωρισμός ενός εργοστασίου σε μικρές ομάδες ή κελιά σταθμών εργασίας, όπου κάθε κελί είναι αφιερωμένο στην παραγωγή μιας ομάδας παρεμφερών προϊόντων. Για την περιγραφή τέτοιων συστημάτων χρησιμοποιείται ο όρος **«παραγωγή σε κελιά»** (cellular manufacturing).

Η επανάσταση της πληροφορικής και ηλεκτρονικής επηρέασε όχι μόνον την διοίκηση παραγωγής αλλά και την τεχνολογία παραγωγής. Χαρακτηριστική είναι η περίπτωση της διάδοσης των **ευέλικτων συστημάτων παραγωγής** (flexible manufacturing systems ή FMS) την δεκαετία 1985-1995. Ένα FMS αποτελείται από μια ομάδα σταθμών εργασίας (συνήθως με ψηφιακή καθοδήγηση) που συνδέονται με ένα αυτοματοποιημένο σύστημα **διακίνησης υλικών** (material handling) που ελέγχεται από έναν κεντρικό ηλεκτρονικό υπολογιστή. Τα FMS είναι ένας αποτελεσματικός τρόπος για την παραγωγή μιας περιορισμένης ποικιλίας

προϊόντων σε μεσαίες ποσότητες παραγωγής με ελάχιστη αλλαγή στησίματος του συστήματος από το ένα προϊόν στο άλλο. Χρησιμοποιούνται ευρύτερα στις βιομηχανίες κατεργασίας μετάλλων.

Οι νέες τεχνολογίες και στρατηγικές παραγωγής που εφάρμοσαν πολλές βιομηχανικές επιχειρήσεις την δεκαετία του 1980, τους επέτρεψαν να μειώσουν σημαντικά τα κόστη παραγωγής τους και να αυξήσουν την ανταγωνιστικότητά τους. Πολλές από αυτές τις επιχειρήσεις αναγνώρισαν ότι το επόμενο βήμα που πρέπει να κάνουν για να παραμείνουν ανταγωνιστικές είναι να βελτιώσουν την διοίκηση ολόκληρης της εφοδιαστικής αλυσίδας τους, δηλαδή το κύκλωμα προμηθειών, παραγωγής, μεταφοράς, και διανομής προϊόντων. Έτσι, την δεκαετία του 1990 η προσοχή της βιομηχανίας στράφηκε στην **διοίκηση εφοδιαστικής αλυσίδας** (supply chain management ή SCM). Την ίδια περίπου εποχή, οι Hammer και Chamby (1993) εισήγαγαν το κίνημα του **ανασχεδιασμού επιχειρησιακών διαδικασιών** (business process reengineering ή BPR) που διακήρυττε ότι για την επίτευξη εντυπωσιακών βελτιώσεων σε κρίσιμα μέτρα απόδοσης μια επιχείρησης όπως είναι το κόστος, η ποιότητα, η εξυπηρέτηση και η ταχύτητα χρειάζεται η εκ θεμελίων αναθεώρηση και ο ριζικός ανασχεδιασμός των διαδικασιών της επιχείρησης αντί για προσπάθειες οριακών βελτιώσεων στις υπάρχουσες διαδικασίες. Την δεκαετία του 1990, η επανάσταση του **διαδικτύου** (internet) διαδέχτηκε και την επανάσταση του προσωπικού υπολογιστή (personal computer ή PC) στην πληροφορική. Η εξάπλωση του διαδικτύου διευκόλυνε την **μαζική ανταλλαγή ηλεκτρονικών δεδομένων** (electronic data interchange ή EDI) μεταξύ συνεργαζόμενων επιχειρήσεων. Οι τρεις αυτές εξελίξεις – SCM, BPR και EDI – αποτέλεσαν προϋποθέσεις για την ανάπτυξη και ραγδαία εξάπλωση του επικρατέστερου διαδόχου του MRP II που έγινε γνωστός ως **προγραμματισμός επιχειρησιακών πόρων** (enterprise resource planning ή ERP). Τα συστήματα ERP στόχευσαν στην ολοκληρωμένη μηχανογράφηση όχι μόνον των λειτουργιών παραγωγής αλλά όλων των λειτουργιών μιας επιχείρησης (παραγωγή, διανομή, λογιστήριο, χρηματοοικονομικά, προσωπικό, κτλ.) και γι' αυτό έτυχαν μαζικής αναγνώρισης από την βιομηχανία. Σύμφωνα με τον Michael (1997), οι πωλήσεις των δέκα μεγαλύτερων κατασκευαστριών εταιριών συστημάτων ERP σε παγκόσμιο επίπεδο, ανήλθαν από 2,8 εκατομμύρια το 1995 σε 4,2 εκατομμύρια το 1996 και σε 5,8 εκατομμύρια το 1997. Η επικρατέστερη από αυτές τις εταιρίες, η Γερμανική SAP, πούλησε από μόνη της λογισμικό αξίας 3,2 εκατομμυρίων το 1997 (Edmonson, 1997).

Η περίοδος της ταχύτερης εκβιομηχάνισης στην Ελλάδα πρέπει να θεωρηθεί η περίοδος 1955-1965. Όμως, το πρόβλημα της μικρής κλίμακας των ελληνικών βιομηχανιών που είχε εντοπισθεί προπολεμικά από τον Χαριτάκη (1927) και άλλους, εξακολουθούσε να

μαστίζει την ελληνική βιομηχανία και μετά τον πόλεμο, όπως σημειώνει και ο καθηγητής Γεώργιος Κουτσουμάρης (1963). Η διστακτικότητα των ελληνικών επιχειρήσεων για διεύρυνση οφειλόταν σε πολλούς παράγοντες, μεταξύ των οποίων ήταν η μικρή ελληνική αγορά και η προτίμηση των Ελλήνων στην οικογενειακή επιχείρηση. Το τελευταίο είχε ως αποτέλεσμα την ταύτιση της διεύθυνσης με την ιδιοκτησία επιχείρησης. Αντίθετα, ο διαχωρισμός των δύο αυτών μερών αποτελούσε ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά των ανώνυμων μετοχικών εταιριών στις βιομηχανοποιημένες χώρες. Στο τέλος του 20^{ου} αιώνα, οι κύριοι βιομηχανικοί κλάδοι στην Ελλάδα ήταν αυτοί των ειδών διατροφής, ποτών, καπνού, κλωστοϋφαντουργίας, χημικές βιομηχανίες, βιομηχανίες βασικών μεταλλουργικών προϊόντων (αλουμίνιο, νικέλιο) και τσιμέντο. Την δεκαετία του 1980, τα ελληνικά ναυπηγεία, που αποτελούσαν σημαντικό παράγοντα ανάπτυξης στο παρελθόν, μείωσαν την δραστηριότητά του λόγω της παγκόσμιας κρίσης που ξέσπασε στον κλάδο, αν και την επόμενη δεκαετία δημιουργήθηκαν προϋποθέσεις επαναδραστηριοποίησής τους. Στις αρχές του 1992, η Ελλάδα είχε 2.843 μικρές βιομηχανικές επιχειρήσεις με προσωπικό κάτω των εκατό ατόμων, 522 μεσαίες επιχειρήσεις με προσωπικό από 100 έως 499 άτομα, και 83 μεγάλες επιχειρήσεις με προσωπικό 500 και άνω ατόμων.

1.1.8 Νέες κατευθύνσεις

Ένα συμπέρασμα από την παραπάνω αναδρομή είναι ότι δεν υπάρχει εύκολη απάντηση στα προβλήματα της διοίκησης παραγωγής. Οι Hopp και Spearman (2000) σημειώνουν ότι κάθε μία από τις διαδοχικές προσεγγίσεις στα προβλήματα της διοίκησης παραγωγής – επιστημονική διοίκηση, διοικητική επιστήμη / επιχειρησιακή έρευνα, MBO, MRP, JIT, TQM, BPR, ERP, SCM, κτλ. – έφερε στο φως μια χρήσιμη διάσταση των προβλημάτων, εν τούτοις ο μεγάλος αριθμός και η διαφορετικότητα των προσεγγίσεων αυτών δείχνει ότι καμία από αυτές δεν είναι πανάκεια. Οι διευθυντές παραγωγής θα πρέπει να τις γνωρίζουν και να τις κατανοούν αλλά δεν θα πρέπει να προσκολλώνται σε προσεγγίσεις, συνθήματα και λέξεις της μόδας γιατί τότε κινδυνεύουν να απομακρυνθούν από τους βασικούς στόχους της επιχείρησης. Ακόμα, οι διευθυντές παραγωγής θα πρέπει να παρακολουθούν με προσοχή τον ανταγωνισμό για να αντλούν ιδέες αλλά και να γνωρίζουν ότι η μίμηση δεν μπορεί να είναι κινητήρια δύναμη για την επίτευξη ενός πραγματικού ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος.

Με το ίδιο σκεπτικό, οι σύμβουλοι επιχειρήσεων, στους οποίους πολλές επιχειρήσεις στρέφονται για να επιλύσουν τα προβλήματά τους, μπορούν στην καλύτερη περίπτωση να αποτελέσουν πηγή νέων ιδεών και να βοηθήσουν να λυθούν κάποια προβλήματα. Όμως, ως εξωτερικοί συνεργάτες δεν είναι σε θέση να αποσπάσουν την υποστήριξη των ανθρώπων που

είναι απαραίτητοι για την εφαρμογή νέων μεθόδων διοίκησης και δεν γνωρίζουν σε βάθος της λειτουργίες της επιχείρησης, γι' αυτό τείνουν να προτείνουν γενικές λύσεις και όχι λύσεις εξειδικευμένες στις ιδιαιτερότητες της επιχείρησης. Τέλος, όσο καλές κι αν είναι οι έτοιμες εμπορικές τεχνολογίες και οι τεχνολογίες λογισμικού διαχείρισης και αυτοματοποίησης της παραγωγής, σε τελική ανάλυση το σύστημα παραγωγής πρέπει να σχεδιαστεί, να λειτουργήσει και να διοικηθεί από μέσα και όχι από έξω.

Ο διευθυντής παραγωγής κάθε βιομηχανικής επιχείρησης θα πρέπει να γνωρίζει ότι κάθε σύστημα παραγωγής είναι μοναδικό και ότι δεν υπάρχει μια μοναδική, μαγική συλλογή διαδικασιών διοίκησης παραγωγής που να δουλεύει κάτω από όλες τις συνθήκες. Ο αποτελεσματικός διευθυντής παραγωγής θα πρέπει να έχει βαθιά κατανόηση του συστήματός του, ώστε να μπορεί να εντοπίζει τα πραγματικά προβλήματα, και όχι απλά τα συμπτώματά τους, και να δρομολογεί την επίλυσή τους χωρίς να δημιουργεί άλλα προβλήματα. Θα πρέπει να εφευρίσκει τρόπους για να υπερνικά τον ανταγωνισμό, και να δημιουργεί ένα περιβάλλον διαρκούς βελτίωσης. Για να μπορεί να τα κάνει όλα αυτά, όμως, θα πρέπει να γνωρίζει τις βασικές αρχές της διοίκησης παραγωγής, τις οποίες μπορεί να αποκτήσει μέσα από συστηματική μελέτη.

Σήμερα, οι αποτελεσματικοί διευθυντές παραγωγής είναι περιζήτητοι. Από μία πρόσφατη έρευνα που ολοκλήρωσε ο Σύνδεσμος Ελληνικών Βιομηχανιών τον Ιούνιο του 2004 (ΣΕΒ, 2004), για τις ανάγκες των επιχειρήσεων σε ειδικότητες αιχμής για τα έτη 2005--2007 χρόνια προέκυψε ότι οι περισσότερες επιχειρήσεις σχεδιάζουν να προσλάβουν στελέχη με ειδικότητες που να ανταποκρίνονται στις λειτουργίες παραγωγής, μάρκετινγκ, πωλήσεων και οικονομικής διαχείρισης. Οι ειδικότητες αποφοίτων τριτοβάθμιας εκπαίδευσης με την μεγαλύτερη ζήτηση είναι αυτές των μηχανολόγων μηχανικών και των οικονομολόγων – λογιστών και αποφοίτων άλλων οικονομικών επαγγελμάτων. Σύμφωνα με την ίδια έρευνα, οι νέες ανερχόμενες ειδικότητες που παρουσιάζουν αυξημένη ζήτηση είναι η διαχείριση ποιότητας, η υγιεινή και ασφάλεια της εργασίας και η εφοδιαστική (logistics).

1.2 Ο ρόλος του ΠΠ στη βιομηχανία προϊόντων & υπηρεσιών

Αποτελεί αδιάψευστο γεγονός ότι οι βιομηχανίες παράγουν ένα σημαντικό κομμάτι του πλούτου στις περισσότερες ανεπτυγμένες χώρες και επίσης απασχολούν ένα μεγάλο μέρος του πληθυσμού τους. Καθώς οι επιπτώσεις της βιομηχανίας διεισδύουν στη δομή των περισσότερων βιομηχανικών κοινωνιών, είναι αναγκαία η ύπαρξη καλοσχεδιασμένων και αποτελεσματικών βιομηχανικών συστημάτων, τα οποία ενσωματώνουν σφαιρικές στρατηγικές επιχειρήσεων και προϊόντων καθώς επίσης και ανάπτυξη των διαδικασιών και της τεχνολογίας. Ένα τέτοιο σύστημα θα πρέπει να ενσωματώνει αρκετές από τις παρακάτω δραστηριότητες:

- *Γεωγραφική τοποθέτηση των εγκαταστάσεων*: Καθορίζει την βέλτιστη γεωγραφική θέση (βάσει περιβαλλοντικών, πελατειακών, εφοδιαστικών, εργατικών και άλλων παραμέτρων) για τις επιχειρήσεις ενός οργανισμού.
- *Δόμηση των εγκαταστάσεων*: Περιγράφει την θέση των πόρων (εξοπλισμός, γραφεία, αποθέματα, κλπ) μέσα στις εγκαταστάσεις της επιχείρησης και επομένως παρέχει την αναγκαία αλληλεπίδραση ανάμεσα στις διάφορες οντότητες της.
- *Σχεδιασμός δυναμικότητας*: Χρησιμοποιεί την διαθέσιμη δυναμικότητα της επιχείρησης (εγκαταστάσεις, εξοπλισμός και εργατικό δυναμικό) για να προβλέψει την βραχυπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη ζήτηση.
- *Διαχείριση υλικών*: Ελέγχει την ποσότητα των υλικών υπό επεξεργασία και στο απόθεμα σε σχέση με τον όγκο παραγωγής, τις προθεσμίες παράδοσης των εργασιών και τη διαθεσιμότητα των πόρων.
- *Έλεγχος ποιότητας*: Διατηρεί και αναπτύσσει τα απαιτούμενα πρότυπα για να εξασφαλίσει ότι το προϊόν υπόκειται στις απαιτήσεις του πελάτη.
- *Σχεδιασμός της διαδικασίας παραγωγής*: Καθορίζει τη δομή και τη φυσική ροή των δραστηριοτήτων παραγωγής και των πόρων, διασφαλίζοντας την αποτελεσματική και αποδοτική παραγωγή των προϊόντων.
- *Προγραμματισμός της διαδικασίας παραγωγής*: Καθορίζει το χρόνο που πρόκειται να επεξεργαστεί μια συγκεκριμένη εργασία ή δραστηριότητα από ένα δεδομένο πόρο, έτσι ώστε να βελτιστοποιηθούν οι απαιτήσεις του πελάτη.
- *Σχεδιασμός της εργασίας*: Περιγράφει τις διεργασίες, τις μεθόδους, τις ευθύνες και το περιβάλλον που χρησιμοποιείται από το εργατικό δυναμικό για την εκτέλεση της εργασίας τους και έχει ως στόχο τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας αυτής.
- *Αξιοπιστία και συντήρηση*: Ελέγχει και διατηρεί τους πόρους για να εξασφαλιστεί η κατά το δυνατόν απρόσκοπτη λειτουργία της διαδικασίας παραγωγής.

Από τις παραπάνω δραστηριότητες, η σημασία του προγραμματισμού παραγωγής αυξήθηκε τα τελευταία χρόνια λόγω των αυξανόμενων απαιτήσεων για ποικιλία, του μειωμένου χρόνου ζωής των προϊόντων, των μεταβαλλόμενων αγορών με παγκόσμιο ανταγωνισμό και της ραγδαίας ανάπτυξης νέων διαδικασιών και τεχνολογιών, Williams (1994). Οι πιο πάνω οικονομικές και εμπορικές πιέσεις δημιουργούν την ανάγκη για ένα σύστημα που διατηρεί χαμηλά επίπεδα αποθεμάτων, που ελαχιστοποιεί την δημιουργία αποβλήτων αλλά, παρόλα αυτά, είναι σε θέση διατηρεί την ικανοποίηση των πελατών παραδίδοντας τα απαιτούμενα αγαθά στην ανάλογη τιμή. Κάτι τέτοιο απαιτεί αποτελεσματικό, αποδοτικό και ακριβή προγραμματισμό παραγωγής, ο οποίος είναι μια σύνθετη διαδικασία σε όλα εκτός από τα απλούστερα περιβάλλοντα παραγωγής.

Κατά τη διάρκεια των ετών, η συμπεριφορά και η απόδοση του προγραμματισμού παραγωγής υπήρξε εστία ιδιαίτερης προσοχής για το πεδίο της Επιχειρησιακής Έρευνας. Ερευνητικές εργασίες πάνω σε θέματα, όπως ο σχεδιασμός της παραγωγικής αλυσίδας εργοστασίων, ο έλεγχος αποθηκών, ο σχεδιασμός παραγωγής και η χρήση των πόρων μπορούν να βρεθούν σχεδόν σε κάθε τεύχος περιοδικών που πραγματεύονται θέματα Επιχειρησιακής Έρευνας στην αγορά σήμερα. Το δημοφιλέστερο αυτών των θεμάτων είναι ο χρονικός προγραμματισμός παραγωγής συχνά αποκαλούμενος και προγραμματισμός καταστημάτων εργασιών (job shop scheduling – JSS ή JSSP) ή $\Pi_{n \times m}$.

Στις Η.Π.Α. σήμερα, υπάρχουν περίπου 40.000 εργοστάσια που παράγουν μεταλλικά εξαρτήματα. Τα εξαρτήματα αυτά καταλήγουν σε μια ευρεία ποικιλία προϊόντων που πωλούνται εδώ και στο εξωτερικό. Αυτά τα εργοστάσια απασχολούν κατά προσέγγιση 2 εκατομμύρια άτομα και μεταφέρουν προϊόντα με αξία κοντά στα 3 δισεκατομμύρια δολάρια κάθε έτος. Η μεγάλη πλειοψηφία αυτών των εργοστασίων είναι αυτό που καλούμε "καταστήματα εργασιών" (job shop), που σημαίνει ότι η ροή των ακατέργαστων και ατελών αγαθών μέσα στα καταστήματα αυτά είναι απολύτως τυχαία.

Τα προγράμματα (schedules) επηρεάζονται από διαφορετικούς παράγοντες όπως οι προτεραιότητες των εργασιών, οι απαιτήσεις των ληξιπρόθεσμων ημερομηνιών (προθεσμίες παράδοσης των εργασιών), οι ημερομηνίες κυκλοφορίας των προϊόντων, οι περιορισμοί των δαπανών, τα επίπεδα παραγωγής, οι περιορισμοί μεγέθους των παρτίδων, οι διαθεσιμότητα των μηχανών, οι δυνατότητες των μηχανών, η προτεραιότητα επεξεργασίας, οι απαιτήσεις πόρων (μηχανές, εργαλεία κατεργασίας, κ.α) και τέλος η διαθεσιμότητα των πόρων. Από την άλλη πλευρά, τα κριτήρια απόδοσης περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά την εξισορρόπηση μεταξύ των διατηρούμενων αποθεμάτων, των συχνών μεταστροφών παραγωγής, της

ικανοποίησης των απαιτήσεων των διαφορετικών επιπέδων παραγωγής και της ικανοποίησης των ληξιπρόθεσμων ημερομηνιών (Graves 1981, Morton και Pentico 1997).

Ο αποτελεσματικός σχεδιασμός και προγραμματισμός παραγωγής είναι αναγκαία χαρακτηριστικά στη σύγχρονη βιομηχανία, για την επιβίωση στην αγορά. Οι επιχειρήσεις πρέπει να προλαβαίνουν τις ημερομηνίες παράδοσης των προϊόντων στους πελάτες, ενώ η αποτυχία στον τομέα αυτό μπορεί να οδηγήσει στην απώλεια καλής θέλησης και αξιοπιστίας της εταιρίας. Επίσης, οι εργασίες θα πρέπει να προγραμματίζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να χρησιμοποιούν τους διαθέσιμους πόρους με αποτελεσματικό τρόπο. Σε αυτό το πλαίσιο, οι βιομηχανικές επιχειρήσεις αποφάσισαν να υιοθετήσουν ευφυείς λύσεις, δεδομένου ότι οι μηχανισμοί του παραδοσιακού βιομηχανικού σχεδιασμού και προγραμματισμού παραγωγής αποδεικνύονται ανεπαρκώς ευέλικτοι, έτσι ώστε να αποκρίνονται στις μεταβαλλόμενες μορφές παραγωγής και τις ιδιαίτερα δυναμικές παραλλαγές στις απαιτήσεις προϊόντων (Shaw και Whinston 1986, Dornan 1987 και Meredith et al. 1994). Η έρευνα των παραπάνω συγγραφέων έδειξε ότι, μια επιχείρηση με αποτελεσματικό προγραμματισμό παραγωγής μπορεί να επιτύχει τα εξής:

- Μείωση των δαπανών παραγωγής από 10 ως 15%, με αποτέλεσμα το διπλασιασμό του περιθωρίου κέρδους της επιχείρησης.
- Μείωση του κόστους αποθεμάτων από 8 ως 10%.
- Αύξηση των έγκαιρων παραδόσεων των προϊόντων στους πελάτες κατά 30%.

Από την άλλη πλευρά, η λειτουργία του προγραμματισμού παραγωγής αλληλεπιδρά με τις άλλες λειτουργίες μιας επιχείρησης. Επηρεάζεται από το μεσοπρόθεσμο προγραμματισμό, ο οποίος εξετάζει τα επίπεδα αποθεμάτων, την πρόβλεψη της ζήτησης και το πλάνο των απαιτήσεων προκειμένου να επιτευχθεί η βελτιστοποίηση του συνδυασμού “Παραγωγή – Κατανομή των πόρων”. Σε αυτό το πλαίσιο, η κατασκευή ενός εφικτού, βελτιστοποιημένου (όσο το δυνατόν περισσότερο) προγράμματος παραγωγής από το διευθυντή παραγωγής χωρίς την υποστήριξη ενός συστήματος πληροφοριών είναι δύσκολη και χρονοβόρα διαδικασία που απαιτεί όχι μόνο μια βαθιά γνώση όλων των στοιχείων και των παραμέτρων του συστήματος παραγωγής, σε οποιαδήποτε στιγμή, αλλά επίσης και εξεζητημένη γνώση στο συγκεκριμένο τομέα.

Επιπλέον, πρέπει να λάβουμε υπόψη ότι το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών είναι επιστημονικώς αποδεδειγμένο (Conway et al. 1967, Panurak 1991, Applegate και Cook 1991), ένα από τα πιο δύσκολα, εάν όχι το πιο δύσκολο από την κατηγορία των *NP*-

hard προβλημάτων που μπορούν να συναντηθούν στη θεωρία βελτιστοποίησης. Στα πραγματικά προβλήματα, ο αριθμός των πόρων και των διαφορετικών ειδών περιορισμών είναι πολύ μεγάλος, προσδίδοντας στη διαδικασία χειρισμού τους εξαιρετικό βαθμό δυσκολίας. Η παρουσία δυναμικών αβεβαιοτήτων, όπως οι βλάβες των μηχανών, οι αποτυχίες των εργαλείων, οι ακυρώσεις παραγγελιών, οι αλλαγές των ληξιπρόθεσμων ημερομηνιών και οι στοχαστικές σφίξεις των εργασιών, αυξάνουν περαιτέρω την πολυπλοκότητα του προβλήματος.

1.3 Εισαγωγή στον προγραμματισμό παραγωγής

Ο προγραμματισμός παραγωγής είναι ένα από τα πιο συχνά προβλήματα που συναντάται στην πράξη, από την καθημερινή λειτουργία βιομηχανικών συστημάτων έως το σχεδιασμό των γιγαντιαίων τηλεσκοπίων. Ως εκ τούτου, τα προβλήματα προγραμματισμού παραγωγής έχουν λάβει άφθονη προσοχή και από τους ερευνητές και από τους επαγγελματίες από την αρχή της δεκαετίας του '50.

Σύμφωνα με τους Dempster, Lenstra, και Kan (1981), ο προγραμματισμός εργασιών έχει οριστεί ως “η τέχνη της κατανομής πόρων σε ένα αριθμό εργασιών, προκειμένου να εξασφαλιστεί η περάτωση αυτών των εργασιών σε ένα λογικό χρονικό περιθώριο”. Από την άλλη ο French (1982) αναφέρει ότι, το γενικό πρόβλημα είναι η ανεύρεση μιας ακολουθίας, στην οποία οι εργασίες διέρχονται από τους πόρους, η οποία αποτελεί ένα εφικτό πρόγραμμα και είναι βέλτιστη βάσει ενός κριτηρίου απόδοσης. Τέλος ο Graves (1981), εισήγαγε ένα λειτουργικό μοντέλο ταξινόμησης για τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών. Το μοντέλο αυτό κατηγοριοποιεί τα προβλήματα βάσει των παρακάτω διαστάσεων:

1. Δημιουργία απαιτήσεων
2. Πολυπλοκότητα επεξεργασίας
3. Κριτήρια βελτιστοποίησης
4. Διαφοροποίηση παραμέτρων
5. Περιβάλλον προγραμματισμού

Με βάση την δημιουργία απαιτήσεων, ένα βιομηχανικό κατάστημα εργασιών μπορεί να διαχωριστεί σε “ανοικτό” και “κλειστό”. Ένα “ανοικτό” κατάστημα εργασιών ακολουθεί το πρωτόκολλο “build to order” και δεν διατηρεί αποθέματα. Αντίθετα σε ένα “κλειστό” κατάστημα εργασιών οι παραγγελίες καλύπτονται από τα υπάρχοντα αποθέματα.

Η πολυπλοκότητα επεξεργασίας αναφέρεται στον αριθμό των βημάτων επεξεργασίας και των σταθμών εργασίας (workstations), που σχετίζονται με τη διαδικασία παραγωγής. Η διάσταση αυτή μπορεί να αναλυθεί περαιτέρω ως εξής:

1. Ένα στάδιο, ένας επεξεργαστής (μηχανή)
2. Ένα στάδιο, πολλαπλοί επεξεργαστές
3. Πολλαπλά στάδια, κατάσταση ροής
4. Πολλαπλά στάδια, κατάσταση εργασιών

Τα δύο πρώτα προβλήματα, απαιτούν ένα βήμα επεξεργασίας, το οποίο θα πρέπει να εκτελεστεί σε ένα ή πολλαπλούς πόρους. Στην περίπτωση του προβλήματος πολλαπλών σταδίων σε ένα κατάστημα ροής, κάθε εργασία αποτελείται από αρκετές διεργασίες οι οποίες απαιτούν επεξεργασία από διαφορετικούς πόρους, αλλά υπάρχει μια κοινή δρομολόγηση για όλες τις εργασίες. Τέλος, για το πρόβλημα πολλαπλών σταδίων σε ένα κατάστημα εργασιών, δύναται να επιλεγούν διαφορετικά σύνολα πόρων και δρομολογήσεων, πιθανώς για την ίδια εργασία, επιτρέποντας την παραγωγή διαφορετικών εξαρτημάτων. Όπως είναι φανερό η τελευταία περίπτωση είναι η πιο γενική από όλες και αυτή που εμφανίζεται στα περισσότερα βιομηχανικά συστήματα.

Η Τρίτη διάσταση, τα κριτήρια προγραμματισμού, καθορίζει τους αντικειμενικούς στόχους που θα πρέπει να επιτευχθούν. Σύμφωνα με τον French, “είναι πολλά, πολύπλοκα και συχνά συγκρουόμενα”. Μερικά κοινά κριτήρια προγραμματισμού εργασιών είναι τα παρακάτω:

1. Ελαχιστοποίηση της συνολικής καθυστέρησης των εργασιών
2. Ελαχιστοποίηση του αριθμού των καθυστερημένων εργασιών
3. Μεγιστοποίηση της χρησιμοποίησης των πόρων του συστήματος,
4. Ελαχιστοποίηση του ημι-κατεργασμένου αποθέματος
5. Μεγιστοποίηση του ρυθμού παραγωγής

Η τέταρτη διάσταση, η διαφοροποίηση των μεταβλητών, φανερώνει το βαθμό αβεβαιότητας των διάφορων παραμέτρων του προβλήματος. Εάν ο βαθμός αβεβαιότητας δεν είναι σημαντικός, δηλαδή, “εάν η αβεβαιότητα αρκετών ποσοτήτων είναι αρκετές τάξεις μεγέθους μικρότερη από τις ποσότητες αυτές καθαυτές” (French, 1982), τότε το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών θεωρείται αιτιοκρατικό, διαφορετικά είναι στοχαστικό. Για παράδειγμα, εάν ο αναμενόμενος χρόνος επεξεργασίας είναι έξι ώρες και διασπορά του είναι ένα λεπτό, τότε το πρόβλημα είναι αιτιοκρατικό.

Η τελευταία διάσταση, το περιβάλλον προγραμματισμού, καθορίζει το πρόβλημα ως στατικό ή δυναμικό. Προβλήματα στα οποία ο αριθμός των εργασιών και οι χρόνοι έναρξης τους είναι εκ των προτέρων γνωστοί, καλούνται στατικά. Σε αντίθετη περίπτωση, όταν ο αριθμός των εργασιών και τα χαρακτηριστικά τους μεταβάλλονται με το χρόνο, τότε το πρόβλημα καλείται δυναμικό. Όπως είναι κατανοητό, τα περισσότερα, αν όχι όλα, βιομηχανικά περιβάλλοντα είναι δυναμικά.

Η έρευνα πάνω στη θεωρία του προγραμματισμού εργασιών έχει εξελιχθεί κατά τη διάρκεια των προηγούμενων σαράντα ετών και έχει αποτελέσει το αντικείμενο πολλής και σημαντικής βιβλιογραφικής ανασκόπησης με τεχνικές που κυμαίνονται από τους απλούς κανόνες ταξινόμησης ως τους ιδιαίτερα περίπλοκους αλγορίθμους διακλάδωσης και φράγματος και τους ευρετικούς αλγορίθμους μπουτυλιάριασματος (bottleneck techniques). Οι προσεγγίσεις αυτές, έχουν διατυπωθεί από ένα ευρύ φάσμα ερευνητών που κυμαίνονται από επιστήμονες στον τομέα της διοίκησης ως τους εργαζομένους στον τομέα της παραγωγής. Εντούτοις με την εμφάνιση νέων μεθοδολογιών, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τον εξελικτικό λογισμό (evolutionary computation), ερευνητές από τομείς όπως η βιολογία, η γενετική και η νευροφυσιολογία συνεισφέρουν σε μόνιμη βάση στη θεωρία του προγραμματισμού εργασιών, γεγονός που φανερώνει τη διεπιστημονική φύση αυτού του τομέα.

Με την κύρια μέριμνα των επιχειρήσεων στραμμένη στην διατήρηση κατά το δυνατό μηδενικών αποθεμάτων και μικρότερων κύκλων ζωής προϊόντων, η ανάγκη για περισσότερο αποτελεσματικά και ακριβή προγράμματα παραγωγής γίνεται όλο και πιο εμφανής τα τελευταία χρόνια. Ο προγραμματισμός εργασιών αποτελεί ουσιαστικά ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης βάσει περιορισμών και στα πλαίσια της βιομηχανίας περιλαμβάνει την εύρεση μιας ακολουθίας για την κατανομή ανταγωνιστικών πόρων που βελτιστοποιεί μια συγκεκριμένη αντικειμενική συνάρτηση κάτω από ορισμένους περιορισμούς ισότητας και ανισότητας. Η μαθηματική έκφραση του παραπάνω προβλήματος φαίνεται παρακάτω:

$$f(x) = \min f(x), \quad x \in \mathcal{R}^n$$

υπό τους περιορισμούς

$$c_i(x) = 0, \quad x \in \Phi, \quad 1 \leq i \leq n$$

$$c_j(x) \geq 0, \quad x \in \Omega, \quad 1 \leq j \leq n$$

όπου Φ και Ω είναι τα πεπερασμένα σύνολα των περιορισμών ισότητας και ανισότητας αντίστοιχα, \mathcal{R}^n είναι ο n -διάστατος χώρος και $\{x_q\}$, $q = 1, 2, \dots, m$ είναι οι ακολουθίες των εργασιών σε κάθε διαθέσιμο πόρο m . Κάθε ακολουθία x_q σχετίζεται με ένα συνολικό χρόνο εκτέλεσης όλων των εργασιών (makespan), ο οποίος πρέπει να είναι μικρότερος ή ίσος από ένα άνω όριο έτσι ώστε η ακολουθία να ανήκει στο σύνολο αποδεκτών λύσεων.

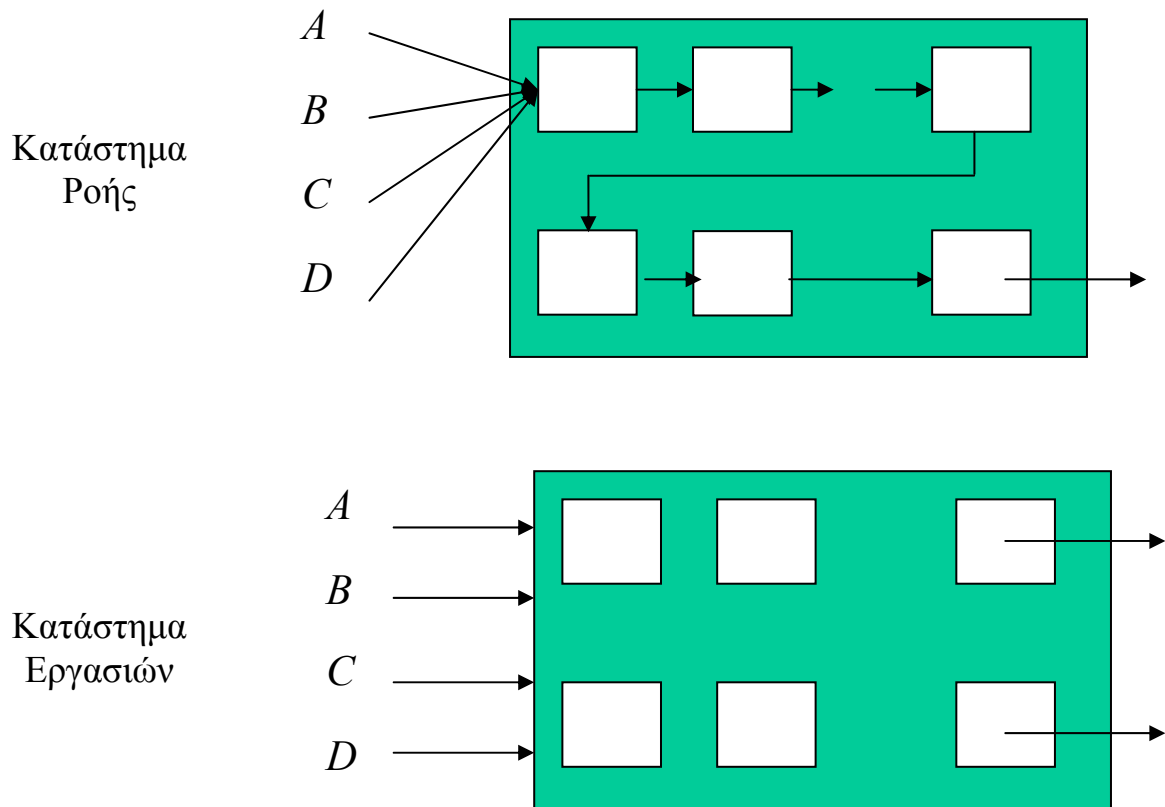
Οι διαδικασίες που απαιτούνται για την παραγωγή ενός τυπικού προϊόντος M_p αποτελούνται από ένα σύνολο βιομηχανικών διεργασιών F_o , όπου $F_o \subseteq Q$, και Q είναι το σύνολο όλων των n παραγγελιών (εργασίες) που περιέχονται στην εκάστοτε παραγωγική διαδικασία. Κάθε εργασία q_i απαιτεί ένα σύνολο m πόρων (μηχανές) $y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}\}$. Ο στόχος είναι επομένως να βρεθεί η βέλτιστη ακολουθία πόρων για το προϊόν M_p , F_o^* που αντιστοιχεί στη βέλτιστη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης $f(x)^*$, έτσι ώστε το προϊόν M_p να μπορεί να παραχθεί στο μικρότερο δυνατό χρόνο. Για μικρές παρτίδες προϊόντων M_p , η διαφορά μεταξύ $f(x)^*$ και $f(x)^L$, μια υποβέλτιστη λύση ή ένα τοπικό ελάχιστο της $f(x)$, είναι αμελητέα. Εντούτοις όμως, καθώς το μέγεθος της παραγωγής M_p αυξάνει, η διαφορά $f(x)^* - f(x)^L$ μπορεί να γίνει σημαντική. Επομένως η εύρεση της βέλτιστης ακολουθίας αποκτά μεγάλη σημασία.

Ο στόχος του προγραμματισμού παραγωγής είναι να ελαχιστοποιηθεί ο *χρόνος παραγωγής* (Throughput Time). Ως χρόνος παραγωγής εκτιμάται ο χρόνος που απαιτείται από τη στιγμή που μια εργασία θα εισέλθει στο σύστημα μέχρι την ολοκλήρωσή της. Ο χρόνος παραγωγής μπορεί επίσης να εκφραστεί ως το άθροισμα του χρόνου επεξεργασίας, του χρόνου προετοιμασίας των μηχανών, του χρόνου διαχείρισης των πρώτων υλών και του χρόνου αναμονής στη διάρκεια του οποίου δεν εκτελείται καμία εργασία (νεκρός χρόνος). Συνήθως, σε ένα κατάστημα εργασιών το 95% του χρόνου παραγωγής είναι νεκρός χρόνος.

$$\text{Χρόνος Παραγωγής} = \text{Χρόνος Επεξεργασίας} + \text{Χρόνος Προετοιμασίας} + \\ \text{Χρόνος Διαχείρισης Πρώτων Υλών} + \text{Χρόνος Αναμονής}$$

Γενικά, υπάρχουν δύο κύριοι τύποι προβλημάτων προγραμματισμού παραγωγής (σχήμα 1.3.1):

- Σε ένα κατάστημα ροής, οι εργασίες ακολουθούν την ίδια διαδρομή. Ως εκ τούτου, ο προγραμματισμός εργασιών αρκεί να καθορίσει τον χρόνο έναρξης και περάτωσης κάθε εργασίας. Αυτό καλείται επίσης ταξινόμηση των εργασιών δεδομένου ότι καθορίζει τη ακολουθία με την οποία θα επεξεργαστούν οι εργασίες.
- Σε ένα κατάστημα εργασιών, οι εργασίες ακολουθούν διαφορετικές διαδρομές. Ως εκ τούτου, ο προγραμματισμός εργασιών πρέπει να καθορίσει πότε και που (σε ποια μηχανή) θα εκτελεστεί η κάθε εργασία.



Σχήμα 1.3.1: Γραφική αναπαράσταση των 2 κύριων τοπολογιών παραγωγής

Παρόλα αυτά, ο Smit (1992), διευκρινίζει διάφορες βασικές διαδρομές ροής υλικών μέσω των οποίων τα προϊόντα κινούνται σε ένα βιομηχανικό περιβάλλον, τις πιό κοινές εκ των οποίων αποτελούν το κατάστημα ροής P , το κατάστημα ροής με αντιμεταθέσεις διεργασιών F , το κατάστημα εργασιών χωρίς προτεραιότητες εργασιών G ή ανοικτό κατάστημα εργασιών το κατάστημα εργασιών με προτεραιότητες εργασιών J και τέλος το κατάστημα εργασιών με μερικές προτεραιότητες εργασιών D . Σε ένα κατάστημα εργασιών η ποσότητα F_o διαφέρει για κάθε προϊόν M_p ενώ σε ένα κατάστημα ροής η ποσότητα αυτή είναι η ίδια για κάθε προϊόν.

Η ακολουθία των εργασιών σε κάθε πόρο ανάγει την διαίρεση του καταστήματος ροής σε δύο κατηγορίες. Στο κατάστημα ροής P , δεν επιτρέπονται οι αντιμεταθέσεις διεργασιών σε κάθε μηχανή και επομένως η ακολουθία των διεργασιών σε κάθε μηχανή είναι η ίδια, ενώ στο γενικό κατάστημα ροής, F , η αντιμετάθεση των διεργασιών επιτρέπεται και άρα η ακολουθία των διεργασιών σε κάθε μηχανή μπορεί να είναι διαφορετική.

Και τα δύο αυτά μοντέλα αποτελούν περιορισμένα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, όπου οι ακολουθίες των μηχανών είναι παρόμοιες για όλες τις εργασίες. Σε ένα κατάστημα εργασιών J , κάθε εργασία θα πρέπει να επεξεργαστεί από όλες τις μηχανές σε μια συγκεκριμένη σειρά προτεραιότητας, η οποία μπορεί να είναι διαφορετική για κάθε εργασία. Σε

ένα κατάσταση εργασιών D , κάθε εργασία πρέπει εκτελεστεί βάσει μιας ακολουθίας, η οποία είναι σύμφωνη με μια μερική σειρά προτεραιότητας μηχανών, ενώ σε ένα κατάσταση εργασιών G , δεν υπάρχει κανένας περιορισμός προτεραιότητας. Με βάση τη γενικότητα των λύσεων των προαναφερθέντων προβλημάτων ισχύει ο συμβολισμός $P \subseteq F \subseteq J \subseteq D \subseteq G$. Μια επιπλέον απλοποίηση του καταστήματος ροής είναι το πρόβλημα μιας μηχανής. Εάν αντί για μηχανές θεωρήσουμε την εφαρμογή σταδίων επεξεργασίας, τότε η έννοιες των παράλληλων και των παρόμοιων μηχανών αποκτούν μεγάλη σημασία. Είναι φανερό ότι το πεδίο του προγραμματισμού παραγωγής είναι πολύ ευρύ και εμπεριέχει ποικίλα και διαφορετικά μοντέλα παραγωγής.

1.3.1 Το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών σε κατάσταση εργασιών

Πάνω από το 80% των προβλημάτων προγραμματισμού παραγωγής αφορούν προβλήματα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών (JSS , Π_G ή $\Pi_{n \times m}$) μιας και ταιριάζουν περισσότερο στο σύγχρονο τρόπο παραγωγής. Επίσης, οι Hoitomt et al. (1993) αναφέρουν ότι, το 50-75% των εξαρτημάτων που παράγονται στη βιομηχανία αποτελούν εξαρτήματα μικρού όγκου - υψηλής ποικιλίας και μεσαίου όγκου - μεσαίας ποικιλίας. Καθώς το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών σε ένα κατάσταση εργασιών θεωρείται ως περιβάλλον παραγωγής χαμηλού όγκου και υψηλής ποικιλίας και με την τάση για μεγαλύτερη ποικιλία προϊόντων, η σημασία και συσχέτιση ενός τέτοιου βιομηχανικού περιβάλλοντος είναι πλέον του δέοντος φανερή.

Ακόμα, τα προβλήματα αυτά θεωρούνται μια καλή αντιπροσώπευση του γενικότερου τομέα προγραμματισμού εργασιών και έχουν κερδίσει τη φήμη ενός από τα πιο δυσεπίλυτα προβλήματα στην κατηγορία των μη-αιτιοκρατικών πολυωνυμικών προβλημάτων (NP-hard problems).

Ο προγραμματισμός καταστημάτων εργασιών είναι πιθανώς το πιο μελετημένο και καλά αναπτυγμένο μοντέλο στην αιτιοκρατική θεωρία προγραμματισμού εργασιών, που χρησιμεύει ως μια συγκριτική δοκιμή για τις διαφορετικές τεχνικές επίλυσης, παλαιών και νέων και λόγω του ότι εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από πρακτικές απαιτήσεις αξίζει περαιτέρω ανάλυσης και κατανόησης. Παρόλα αυτά, πρέπει να σημειωθεί ότι, τα χαρακτηριστικά του Π_G δεν περιορίζονται αποκλειστικά στη βιομηχανία. Οι έννοιες της εργασίας και της μηχανής μπορούν εύκολα να αντικατασταθούν από άλλες όπως, γιατροί και ασθενείς, μαθητές και τάξεις, πληρώματα και αεροπλάνα, κ.α., γεγονός που δίνει έμφαση στη σημαντικότητα του παραπάνω μοντέλου.

Ο προγραμματισμός εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών, ως το γενικότερο των κλασσικών προβλημάτων προγραμματισμού, έχει ερευνηθεί από πολλούς συγγραφείς Johnson (1954), Conway et al. (1967), Blackstone et al. (1982), Adams et al. (1988), Carrier και Pinson (1989), Applegate και Cook (1991), Del' Amico και Trubian (1993), Foo et al. (1995), Yamada και Nakano (1995α και 1995β). Ο προγραμματισμός εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών έχει ως στόχο να ελαχιστοποιηθεί το ο συνολικός χρόνος διεκπερέωσης όλων των εργασιών (makespan) ή να μεγιστοποιηθεί η χρησιμοποίηση μηχανών, κάτω από κάποιους περιορισμούς όπως ο αριθμός μηχανών, η χωρητικότητα των εγκαταστάσεων, η διαθεσιμότητα της εργασίας, κ.λπ.

Το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών, αποτελείται από ένα σύνολο μηχανών, $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ και ένα σύνολο n εργασιών $J = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ που πρέπει να εκτελεστούν στις παραπάνω μηχανές, όπου κάθε εργασία πρέπει να περάσει από κάθε μηχανή μιά φορά μόνο. Κάθε εργασία έχει τη σειρά εκτέλεσής της, η οποία δεν έχει καμία σχέση με τη σειρά εκτέλεσης οποιασδήποτε άλλης εργασίας.

Για παράδειγμα στο περιορισμένο πρόβλημα P_1 , κάθε εργασία αποτελείται από m υποεργασίες, που καλούνται διεργασίες (operations), με κάθε διεργασία να εκτελείται σε μια μόνο μηχανή. Δεδομένου ότι υπάρχουν n εργασίες, κάθε μηχανή πρέπει να εκτελέσει n διεργασίες, έτσι υπάρχουν $n!$ πιθανές ακολουθίες σε κάθε μηχανή. Εάν αυτές οι $n!$ διεργασίες επιλέγονται ανεξάρτητα για κάθε μηχανή, καταλήγουμε σε $(n!)^m$ πιθανές λύσεις. Κατά συνέπεια ένα πρόβλημα που αποτελείται από 20 εργασίες και 10 μηχανές έχει 7.2651×10^{183} πιθανές λύσεις σε γενικές γραμμές. Εντούτοις μερικές από αυτές δεν είναι εφικτές λόγω περιορισμών. Παρόλα αυτά, η πλήρης απαρίθμηση όλων των εφικτών λύσεων για να προσδιοριστεί η βέλτιστη δεν είναι πρακτικά εφικτή. Λόγω αυτής της παραγοντικής έκρηξης της διάστασης του προβλήματος, το P_1 ανάγεται σε μια μεγάλη κατηγορία δυσεπίλυτων αριθμητικών προβλημάτων γνωστών ως *NP-Hard*, όπου το ακρωνύμιο *NP* σημαίνει μη αιτιοκρατικό πολυώνυμο και ο λόγος για τη χρήση των γραμμάτων αυτών, από ιστορικής άποψης, βρίσκεται στον Turing (1936), ο οποίος κατασκεύασε τις πρώτες υπολογιστικές μηχανές που ονομαστήκαν μη αιτιοκρατικές μηχανές Turing.

Ένα πρόβλημα αποφάσεων είναι *NP-Complete*, εάν ανήκει στο σύνολο *NP* και είναι τουλάχιστον όσο δύσκολο, όσο οποιοδήποτε άλλο πρόβλημα στο σύνολο αυτό. Η αντίστοιχη μεταβλητή βελτιστοποίησης ενός τέτοιου προβλήματος θεωρείται *NP-Hard*. Πιο συγκεκριμένα, $P_G \in H$ και $H \subseteq N \subseteq P$, όπου H είναι το σύνολο των *NP-Hard* προβλημάτων, N είναι το σύνολο των *NP* προβλημάτων και τα δύο σύνολα είναι πεπερασμένα και φραγμένα μέσα στο άπειρο σύνολο των αριθμητικών προβλημάτων, P .

Η τάξη των *NP-Complete* προβλημάτων έχει τις ακόλουθες, πολύ ενδιαφέρουσες ιδιότητες:

- Κανένα πρόβλημα *NP-Complete* δεν μπορεί να επιλυθεί από οποιοδήποτε πολυωνυμικό αλγόριθμο παρά τις επίμονες προσπάθειες που καταβλήθηκαν από πολλούς ερευνητές για αρκετά χρόνια.
- Εάν υπάρχει ένας πολυωνυμικός αλγόριθμος που μπορεί να επιλύσει ένα πρόβλημα *NP-Complete*, τότε υπάρχουν πολυωνυμικοί αλγόριθμοι για όλα τα προβλήματα *NP-Complete*.

Οι συμβατικές προσεγγίσεις είναι επομένως χρήσιμες μόνο για τις τετριμμένες περιπτώσεις. Οι ευρετικές τεχνικές αναζήτησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να λύσουν τα μεγαλύτερα προβλήματα αλλά συχνά δεν είναι ικανές να παρέχουν εγγύηση για μια βέλτιστη λύση, με κέρδος την ταχύτητα. Τα τελευταία χρόνια η τεχνολογική πρόοδος στο υλικό μέρος των Η/Υ αλλά και το λογισμικό τους, έχουν ενθαρρύνει νέες τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα για να εφαρμοστούν στα συνδυαστικά *NP-Hard* προβλήματα, ειδικότερα στο P_G , Foo και Takefuji (1988α, β, γ), Zhou et al. (1991) Yih et al. (1991), Potvin et al. (1992), Chang και Nam (1993), Willems και Rooda (1994) Kim et al. (1995) και Sabuncuoglu και Gurgun (1996).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Παρουσίαση του πολυδιάστατου προβλήματος βελτιστοποίησης κατανομής n-εργασιών σε m-μηχανές

2.1 Διατύπωση του προβλήματος Π_J

Τυπικά το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών, (Π_J) αποτελείται από ένα πεπερασμένο σύνολο $J = \{J_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}$, n εργασιών οι οποίες θα πρέπει να υποβληθούν σε κατεργασία σ' ένα πεπερασμένο σύνολο $M = \{M_k \mid k = 1, 2, \dots, m\}$, m μηχανών. Κάθε εργασία J_i πρέπει να υποβληθεί σε κατεργασία σε κάθε μηχανή M_k και αποτελείται από μια αλυσίδα ή μια ακολουθία m_i διεργασιών $O_{i1}, O_{i2}, \dots, O_{im_i}$, οι οποίες θα πρέπει να προγραμματιστούν σε μια προκαθορισμένη σειρά. Η απαίτηση αυτή καλείται *περιορισμός προτεραιότητας ή δρομολόγησης*. Όπου m_i είναι η προκαθορισμένη ακολουθία του συνόλου των διεργασιών της εργασίας J_i στη μηχανή m . Υπάρχουν συνολικά N διεργασίες, $N = \sum_{i=1}^n m_i$. Όπου O_{ik} , είναι η διεργασία της εργασίας J_i που θα πρέπει να υποβληθεί σε επεξεργασία στη μηχανή M_k για ένα χρονικό διάστημα t_{ik} χωρίς να διακοπεί ή να αντικατασταθεί από άλλη διεργασία με σκοπό να ολοκληρωθεί αργότερα. Σε κάθε διεργασία κατανέμεται ένα μοναδικός αριθμός από το 1 έως το nm . Η πρώτη διεργασία της J_1 είναι η 1, η πρώτη διεργασία της J_2 είναι η 2, η πρώτη διεργασία της J_n είναι η n , η δεύτερη διεργασία της J_1 είναι η $(n + 1)$ και η τελευταία διεργασία της J_n είναι η nm . Πιο συγκεκριμένα, εάν η M_k είναι η k -οστη μηχανή που απαιτείται για την εκτέλεση της διεργασίας O_{ik} , τότε σύμφωνα με τους περιορισμούς προτεραιότητας, ο αριθμός της διεργασίας θα είναι $n(k - 1) + i$ (βλ. πίνακα 2.1.1 and figure 2.1.2).

Κάθε εργασία έχει το δικό της μεμονωμένο σχέδιο ροής μέσω των μηχανών που είναι ανεξάρτητο από τις άλλες εργασίες. Επιπλέον, στο πρόβλημα υπάρχουν *περιορισμοί χωρητικότητας* που ορίζουν ότι κάθε μηχανή μπορεί να αναλάβει μόνο μια διεργασία τη φορά και κάθε διεργασία μπορεί να υποβληθεί σε επεξεργασία από μόνο μια μηχανή τη φορά. Ο χρόνος ολοκλήρωσης της εργασίας J_i στη μηχανή M_k είναι C_{ik} , και ο χρόνος που απαιτείται για την ολοκλήρωση όλων των εργασιών καλείται *makespan* ή C_{max} . Ο αντικειμενικός σκοπός του προβλήματος Π_J , έγκειται στον προσδιορισμό των αρχικών χρόνων για κάθε διεργασία, $t_{ik} > 0$, έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί το C_{max} ικανοποιώντας, ταυτόχρονα τους περιορισμούς δρομολόγηση και χωρητικότητας των μηχανών και πιθανώς τις προθεσμίες παράδοσης των εργασιών d_i . Δηλαδή, ο στόχος μπορεί να εκφραστεί ως ο καθορισμός του C_{max}^* , όπου:

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

$$C_{\max}^* = \min(C_{\max}) = \min_{\text{έφικτά προγράμματα}} (\max(t_{ik} + \tau_{ik}) \mid \forall J_i \in J, M_k \in M)$$

Οι συνήθεις θεωρήσεις στο πρόβλημα Π_J είναι ότι ο συνολικός αριθμός διεργασιών είναι $N = n \times m$, δηλαδή κάθε εργασία J_i έχει τον ίδιο αριθμό κατεργασιών σε κάθε μηχανή M_k και ότι η κάθε εργασία πρέπει να υποβληθεί σε κατεργασία μόνο μια φορά σε κάθε μηχανή. Οι υπόλοιπες υποθέσεις του προβλήματος δίνονται από τον French (1982):

1. Θεωρούμε το πρόβλημα ως στατικό, έτσι ώστε και οι n να είναι γνωστές και έτοιμες ανά πάσα στιγμή να ξεκινήσουν την επεξεργασία. Επιπροσθέτως οι χρόνοι επεξεργασίας και οι περιορισμοί προτεραιότητας είναι αιτιοκρατικοί και γνωστοί εκ των.
2. Ο χρόνος επεξεργασίας κάθε διεργασίας δεν εξαρτάται από την ακολουθία εκτέλεσής τους.
3. Οι χρόνοι προετοιμασίας και μεταφοράς των εργασιών μεταξύ των μηχανών περιλαμβάνονται στο χρόνο προετοιμασίας.
4. Οι m μηχανές είναι πάντα διαθέσιμες, δεν υπάρχουν βλάβες, δεν απαιτείται συντήρηση και υπάρχει πάντα διαθέσιμο προσωπικό δυναμικό.
5. Κάθε μηχανή είναι μοναδική, δηλαδή δεν υπάρχουν ομάδες όμοιων μηχανών
6. Όλες οι εργασίες θεωρούνται ισότιμες και δεν υπάρχουν προτεραιότητες.
7. Δεν υπάρχουν ημερομηνίες άφιξης ούτε προθεσμίες παράδοσης των εργασιών και επιτρέπεται το απόθεμα ημι-κατεργασμένων κομματιών.

Πριν από την αναλυτικότερη περιγραφή του προβλήματος Π_J, η επόμενη παράγραφος αναφέρεται στην επικρατέστερη μέθοδο κατηγοριοποίησης των προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών, αυτή των Conway et al. (1967). Η κατηγοριοποίηση αυτή, φανερώνει τη σημαντικότητα του πεδίου του προγραμματισμού εργασιών και την πληθώρα των παραμέτρων που εμπεριέχονται σ' αυτά τα προβλήματα.

2.1.1 Κατηγοριοποίηση των προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών

Το πρόβλημα Π_J όπως και άλλα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών ταξινομείται σύμφωνα με κάποια χαρακτηριστικά, όπως οι μηχανές, οι διεργασίες, οι περιορισμοί προτεραιότητας, το κριτήριο βελτιστοποίησης κ.α. (Vaessens, 1995). Με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά οι Conway et al. (1967), χρησιμοποίησαν ένα συμβολισμό τεσσάρων πεδίων, $A/B/C/D$.

2.1.1.1 Ο συμβολισμός τεσσάρων πεδίων των Conway, Maxwell και Miller (1967)

- Το πρώτο πεδίο $A \in \{Z^+, n\}$ καθορίζει τον αριθμό των εργασιών του προβλήματος:

Εάν $A = Z^+$: οποιοσδήποτε θετικός ακέραιος, τότε ο αριθμός των εργασιών είναι σταθερός και ίσος με A .

Εάν $A = n$: τότε ο αριθμός των εργασιών είναι μεταβλητός.

- Το δεύτερο πεδίο $B \in \{Z^+, m\}$ καθορίζει τον αριθμό των μηχανών του προβλήματος:

Εάν $B = Z^+$: οποιοσδήποτε θετικός ακέραιος, τότε ο αριθμός των μηχανών είναι σταθερός και ίσος με B .

Εάν $B = m$: τότε ο αριθμός των μηχανών είναι μεταβλητός.

- Το τρίτο πεδίο $C \in \{\varnothing, P, F, J, D, O\}$ καθορίζει το περιβάλλον των μηχανών:

$C = \varnothing$: μια μηχανή,

$C = P$: κατάσταση ροής χωρίς αντιμεταθέσεις διεργασιών

$C = F$: γενικευμένο κατάσταση ροής,

$C = J$: κατάσταση εργασιών

$C = D$: μικτό κατάσταση εργασιών,

$C = G$: ανοικτό κατάσταση εργασιών

- Το τέταρτο πεδίο $D \in \{fmax, \sum f, f\}$ δηλώνει το κριτήριο ελαχιστοποίησης, f :

$D = fmax$: ελαχιστοποίηση της μέγιστης τιμής του κριτηρίου βελτιστοποίησης

$D = \sum f$: ελαχιστοποίηση της ολικής τιμής του κριτηρίου βελτιστοποίησης

$D = \bar{f}$: ελαχιστοποίηση της μέσης τιμής του κριτηρίου βελτιστοποίησης

Μερικά από τα πιο δημοφιλή κριτήρια περιλαμβάνουν τα εξής:

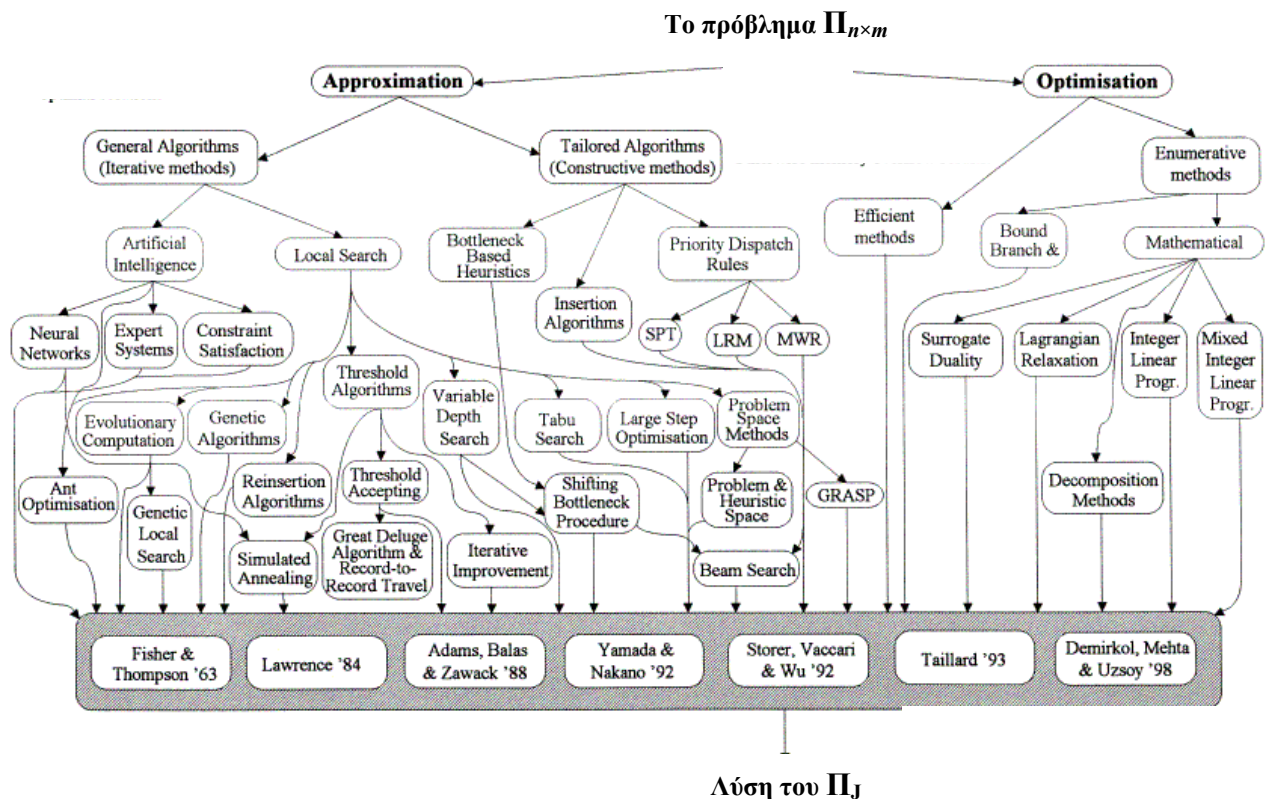
1. Χρόνος ολοκλήρωσης όλων των εργασιών: C_j (makespan)
2. Χρόνος ροής: $F_j = C_j - r_j$
3. Βραδύτητα: $L_j = C_j - d_j$
4. Καθυστέρηση: $T_j = \max\{0, L_j\}$
5. Χρόνος αναμονής στο σύστημα: $W_j = C_j - r_j - \sum_{j=1}^N \tau_j$

όπου r_j και d_j είναι οι ημερομηνία άφιξης και οι προθεσμία παράδοσης της διεργασίας O_j αντίστοιχα. Στην περίπτωση της καθυστέρησης, υπάρχει άλλο ένα δημοφιλές μέτρο προς ελαχιστοποίηση, ο συνολικός αριθμός των καθυστερημένων εργασιών n_T . Παρόλο που

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

παρουσιάστηκαν μόνο πέντε μέτρα απόδοσης, υπάρχουν πολλά ακόμα κριτήρια βελτιστοποίησης.

Παρόλο που υπάρχουν αρκετές αντικειμενικές συναρτήσεις, υπάρχουν αρκετοί λόγοι γιατί το makespan, θεωρείται ως το σημαντικότερο όλων. Το κριτήριο αυτό έχει καταρχήν, μεγάλη ιστορική σημασία και ήταν το πρώτο που ερευνητές στις αρχές της δεκαετίας του '50 στα λεγόμενα εύκολα προβλήματα. Το κριτήριο C_{max} είναι απλό από μαθηματικής άποψης και εύκολο να υπολογιστεί. Συνεπώς, αποτελεί το κύριο κριτήριο όσον αφορά την ακαδημαϊκή έρευνα και εκφράζει την υπολογιστική δυσκολία των προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών.



Σχήμα 2.1.1: Τεχνικές επίλυσης του Π_j .

Πηγή: Jain και Meeran (1999), "European Journal of Operational Research", 113, 390-434

Το σχήμα 2.1.1 συνοψίζει τις κύριες τεχνικές που εφαρμόζονται για να λύσουν το πρόβλημα Π_j , και την κατηγορία στην οποία ανήκει η κάθε τεχνική, δηλ. εάν είναι μια μέθοδος προσεγγιστικών λύσεων ή μέθοδος βελτιστοποίησης και εάν είναι συνθετική, δηλαδή χτίζει μια λύση από τα στοιχεία του προβλήματος, ή επαναληπτική, τροποποιεί μια λύση με τη συνεχή αναδιάταξη της ακολουθίας των εργασιών. Με λίγα λόγια, για την επίλυση του Π_j , μπορούμε είτε να εφαρμόσουμε μια κατά προσέγγιση μέθοδο που αποδίδει μια καλή λύση σε

ένα αποδεκτό χρονικό όριο ή μια διαδικασία βελτιστοποίησης που παράγει μια συνολικά βέλτιστη λύση, αλλά απαιτεί έναν πολύ υψηλό χρόνο εκτέλεσης υπολογισμών.

2.1.2 Μοντέλα αναπαράστασης λύσεων

Ένα πρόγραμμα καθορίζεται από μια ολοκληρωμένη και εφικτή ακολουθία διεργασιών που θα εκτελεστούν σε κάθε μηχανή και στο πρόβλημα Π_j υπάρχουν 2 κύριοι τρόποι γραφικής αναπαράστασης μιας τέτοιας ακολουθίας:

- Το διάγραμμα Gantt
- Το μοντέλο διαζευκτικής γραφικής αναπαράστασης

2.1.2.1 Το διάγραμμα Gantt

Η απλούστερη και η ευρύτερα χρησιμοποιημένη μέθοδος αναπαράστασης είναι το διάγραμμα Gantt (Gantt, 1919). Το διάγραμμα αυτό (σχήμα 2.1), είναι ένας πίνακας που εμφανίζει τη σχέση μεταξύ των εργασιών και των μηχανών, όταν εισάγονται οι χρόνοι αδράνειας των μηχανών και οι χρόνοι έναρξης και περάτωσης των εργασιών. Οι χρόνοι αυτοί εμφανίζονται με τη μορφή ακέραιων πολλαπλάσιων μιας βασικής χρονικής μονάδας. Η τετμημένη εκφράζει το χρόνο, ενώ η τεταγμένη αναπαριστά τους αριθμούς των εργασιών ή των μηχανών, με πιο συχνή περίπτωση τη δεύτερη. Το σχήμα 2.1.2, παρουσιάζει τη βέλτιστη λύση για ένα πρόβλημα 4×3 (πίνακας 2.1.1) που αποκτήθηκε από τους Foo και Takefujii (1988a). Ο πίνακας 2.1.1, περιέχει τα τυπικά δεδομένα για το πρόβλημα Π_j , δηλαδή την σειρά προτεραιότητας των μηχανών για κάθε εργασία και τον χρόνο επεξεργασίας της κάθε διεργασίας. Έστω η εργασία J_2 , στον πίνακα 2.1.1. Η πρώτη της επεξεργασία είναι στη μηχανή M_3 για 7 χρονικές μονάδες και αναφέρεται ως διεργασία νούμερο 2, ή O_2 . Μόνο όταν εκτελεστεί η διεργασία O_2 , θα μπορέσει η εργασία J_2 να συνεχιστεί με την επόμενη διεργασία O_6 , η οποία θα εκτελεστεί στη μηχανή M_1 για 3 χρονικές μονάδες. Η τελευταία διεργασία της εκτελείται στην μηχανή M_2 με διάρκεια 9 χρονικές μονάδες και αναφέρεται ως O_{10} .

Σε ένα διάγραμμα Gantt η κάθε γραμμή τεταγμένης k αποτελείται από τις υπό επεξεργασία διεργασίες στη μηχανή M_k . Για παράδειγμα, στο σχήμα 2.1 η ακολουθία διεργασιών στη μηχανή M_2 είναι O_4 , O_5 , O_{10} και O_{11} . Οι χρόνοι έναρξης και περάτωσης λαμβάνονται απευθείας από την τετμημένη, όπου προβάλλονται οι διεργασίες βάσει του μεγέθους του χρόνου επεξεργασίας τους. Λόγω των περιορισμών προτεραιότητας εμφανίζονται χρόνοι αδράνειας των μηχανών οι οποίες περιμένουν να εκτελέσουν μια διεργασία.

Πίνακας 2.1.1: Χρόνοι επεξεργασίας και σειρά προτεραιότητας για το υπόδειγμα 4×3

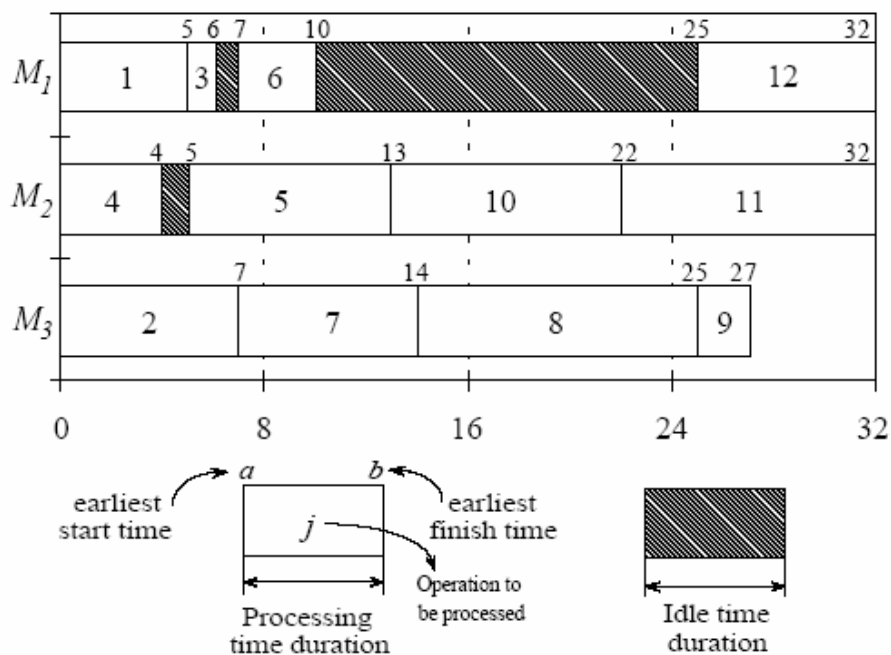
Ακολουθία διεργασιών και μηχανών και χρόνοι επεξεργασίας											
J_1			J_2			J_3			J_4		
O_i	M_i	τ_i	O_i	M_i	τ_i	O_i	M_i	τ_i	O_i	M_i	τ_i
1	1	5	2	3	7	3	1	1	4	2	4
5	2	8	6	1	3	7	3	7	8	3	11
9	3	2	10	2	9	11	2	10	12	1	7

Για παράδειγμα, η M_1 είναι αδρανής από τη χρονική στιγμή 10 μέχρι την 25, περιμένοντας μέχρι η διεργασία O_{12} να καταστεί έτοιμη για επεξεργασία, καθώς η O_{12} δεν μπορεί να ξεκινήσει μέχρις ότου να τελειώσει η επεξεργασία της προηγούμενης της O_8 και η O_8 πρέπει να περιμένει με τη σειρά της την O_4 . ο χρόνος περάτωσης εργασίας που εξέρχεται τελευταία από το σύστημα εκφράζει το makespan (C_{\max}) του προγράμματος και στο παράδειγμα αυτό είναι 32 χρονικές μονάδες. Αξίζει να σημειωθεί ότι, η διεργασία O_6 θα μπορούσε να ξεκινήσει τη χρονική στιγμή 10 χωρίς να επηρεάσει το συνολικό makespan του προγράμματος, καθώς η επόμενη διεργασία, O_{10} , δεν είναι προγραμματισμένη να ξεκινήσει πριν από τη χρονική στιγμή 13. Η επεξεργασία των διεργασιών μετά από το νωρίτερο δυνατό χρόνο έναρξής τους καλείται *παθητικός προγραμματισμός εργασιών* και το αντίστοιχο πρόγραμμα *παθητικό πρόγραμμα*.

2.1.2.2 Μοντέλο διαζευκτικής γραφικής αναπαράστασης (disjunctive graph model)

Η πλειοψηφία αυτών των μεθόδων, είτε βελτιστοποίησης είτε προσεγγίσεως, για την αναπαράσταση του προβλήματος Π_J χρησιμοποιούν μοντέλο διαζευκτικής γραφικής αναπαράστασης (disjunctive graph model), $G=\{N, A, E\}$, των Roy και Sussmann (1964), όπου:

- N είναι το σύνολο των κόμβων οι οποίοι αναπαριστούν τις διεργασίες των εκάστοτε εργασιών μαζί με δύο ιδιαίτερους κόμβους, που αναπαριστούν την έναρξη (0) και την λήξη (*) του προγράμματος και καλούνται κεφαλή (source) και ουρά (sink) αντίστοιχα. $N = \{(0), 1, 2, \dots, nm, (*)\}$
- A είναι το σύνολο των συζευκτικών τόξων που αναπαριστούν την τεχνολογική ακολουθία των διεργασιών, και
- E είναι το σύνολο των διαζευκτικών τόξων που αναπαριστούν ζεύγη διεργασιών που θα πρέπει να εκτελεστούν στην ίδια μηχανή.



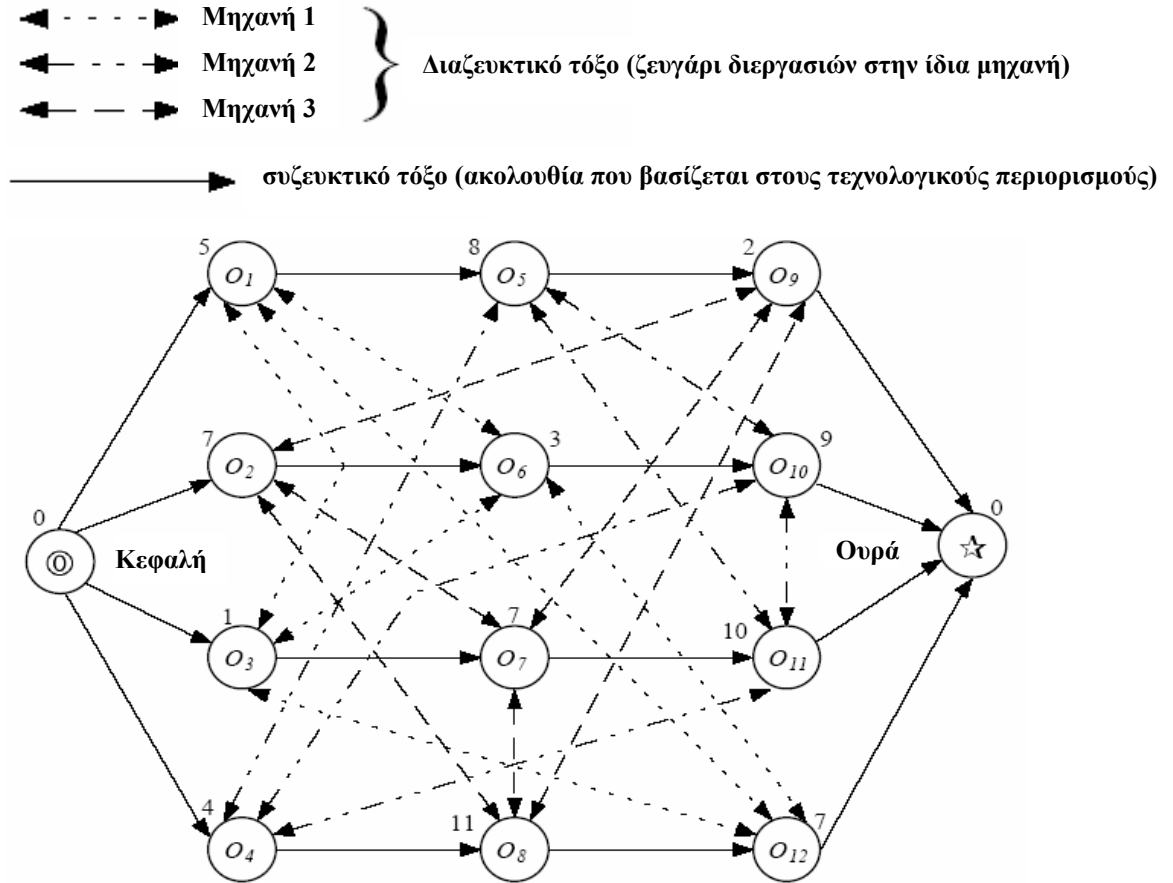
Στο σχήμα 2.1.3 παρουσιάζεται ένα τέτοιο γράφημα κόμβων για το πρόβλημα ΠJ του πίνακα 2.1.2. Το θετικό βάρος του κάθε κόμβου ij αντιπροσωπεύει το χρόνο επεξεργασίας της αντίστοιχης διεργασίας, όπου $= 0$, οι τιμές έναρξης και λήξης των κόμβων αυτών που αντιστοιχούν στον χρόνο έναρξης και λήξης του προβλήματος ΠJ. Ο κόμβος (0) συνδέεται με την αρχική διεργασία κάθε εργασίας και ομοίως η τελική διεργασία κάθε εργασίας συνδέεται με τον κόμβο (). Στο πρόβλημα ΠJ κάθε διεργασία, j , εκτός από τις (0) και (), έχει ακριβώς δύο άμεσους προκατόχους και διαδόχους, τον προκατόχο όσον αφορά τις εργασίες και όσον αφορά τις μηχανές $jP(j)$ και $MP(j)$ και τον διάδοχο όσον αφορά τις εργασίες και όσον αφορά τις μηχανές. Α είναι το σύνολο των κατευθυνόμενων συζευγμένων τόξων που αντιστοιχούν στους περιορισμούς ακολουθίας για κάθε εργασία, έτσι ώστε η μαθηματική έκφραση $(i, j) \in A$ να δηλώνει ότι η διεργασία i προηγείται της j ($i < j$) στην ακολουθία εκτέλεσης των διεργασιών μιας εργασίας.

Οι περιορισμοί χωρητικότητας αναπαρίστανται από ένα σύνολο τόξων διπλής κατευθύνσεως $E = \{E_k: k \in M\}$, όπου κάθε μέλος του E σχετίζεται με ένα ζεύγος διαζευκτικών τόξων, δηλαδή ένα ζεύγος διεργασιών που εκτελούνται στην ίδια μηχανή, έτσι ώστε $[i, j] = \{(i < j), (j < i)\}$ και $\{i, j\} \in O$. Το διάγραμμα διαζευκτικών τόξων για ένα πρόβλημα 4×3 φαίνεται στο σχήμα 2.1.3. Οι συμπαγείς γραμμές συμβολίζουν τα τόξα που ανήκουν στο σύνολο A , ενώ οι διάστικτες γραμμές συμβολίζουν αυτά που ανήκουν στο σύνολο E .

Για κάθε σύνολο διεργασιών, $N_k \subseteq N$, και διαζευκτικών τόξων, E_k , υπάρχει ένα

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

διαζευκτικό σύνολο. Ένα διαζευκτικό σύνολο αποτελεί ένα υποσύνολο διεργασιών, οι οποίες απαιτούν επεξεργασία από την ίδια μηχανή. Τα αντίστοιχα διαζευκτικά σύνολα στο σχήμα 2.1.2, είναι $N_1 = \{O_1, O_3, O_6, O_{12}\}$, $N_2 = \{O_4, O_5, O_{10}, O_{11}\}$ και $N_3 = \{O_2, O_7, O_8, O_9\}$.



Σχήμα 2.1.3: Διάγραμμα διαζευκτικής αναπαράστασης για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.2

Ένα πρόγραμμα είναι οποιαδήποτε εφικτή λύση $\{S\}$ στο ακόλουθο πρόβλημα:

ελαχιστοποίηση του t^*	$* \in N$
υπό τους περιορισμούς:	
$t_i - t_j \geq \tau_j$	(συζευκτικός περιορισμός) $\forall i, j \in N \ (i, j) \in A$
$t_j \geq 0$	(περιορισμός του νωρίτερου χρόνου έναρξης) $\forall i \in N$
$t_i - t_j \geq \tau_j \vee t_j - t_i \geq \tau_i$	(διαζευκτικός περιορισμός) $\forall i, j \in N \ i \neq j, (i, j) \in E_k, \forall k \in M$

Ένα διαζευκτικό τόξο είναι προσανατολισμένο εάν έχει αποκτήσει μια και μόνο κατεύθυνση. Στη συνέχεια, τοποθετείται στο υποσύνολο $S \subset E$ των επιλεγμένων τόξων, ενώ η άλλη κατεύθυνση του τόξου απορρίπτεται. Κάθε επιλογή S_k αντιπροσωπεύει μια μοναδικά ακολουθία διεργασιών για τη μηχανή M_k και αντίστροφα.

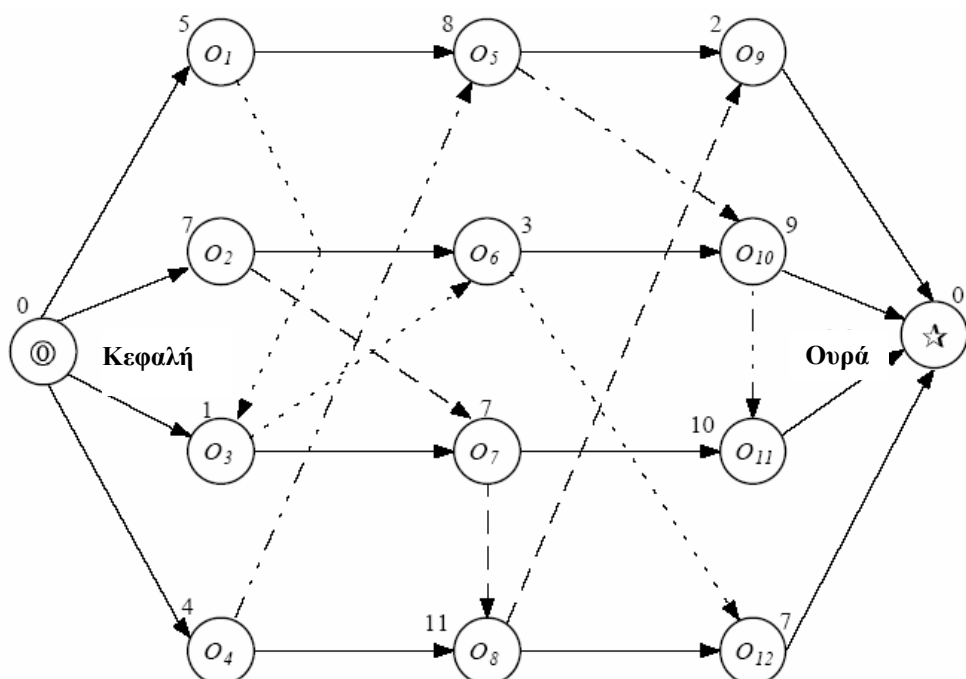
Όταν μια ολοκληρωμένη επιλογή $S = \{S_k: k \in M\}$ γίνει, τότε το σύνολο των διαζευκτικών τόξων E αντικαθίσταται από το σύννηθες (συζευκτικό) σύνολο τόξων,

καταλήγοντας στο τυπικό προσανατολισμένο διάγραμμα $D_s = (N, A \cup S)$. Συνεπώς το σύνολο S ορίζει μια εφικτή λύση εάν:

- κάθε διαζευκτικό διάγραμμα είναι προσανατολισμένο
- το συνακόλουθο διάγραμμα $D_s = (N, A \cup S)$ είναι ακυκλικό

Μια τέτοια επιλογή S καλείται μια ολοκληρωμένη επιλογή ή συνεπής επιλογή διαζευκτικών τόξων. Μια επιλογή είναι ακυκλική εάν το διάγραμμα D_s είναι ακυκλικό, δηλαδή εάν δεν υπάρχουν κατευθυνόμενοι κύκλοι (δεδομένου ενός προσανατολισμένου υποσυνόλου διεργασιών $\{a, b, c, d\}$, θα υπήρχε ένας κύκλος εάν για παράδειγμα υπήρχε ένα μονοπάτι από τη διεργασία d σε οποιαδήποτε από τις διεργασίες (a, b, c) , ή από τη c σε οποιαδήποτε από τις a ή b ή από την b στην a). Επομένως, ο προγραμματισμός εργασιών στη μηχανή M_k προϋποθέτει την επιλογή ενός ακυκλικού υποσυνόλου S_k μέσα από το E_k . Αξίζει να σημειωθεί ότι εάν το σύνολο S είναι ακυκλικό, τότε κάθε S_k είναι ακυκλικό, αλλά το αντίστροφο δεν ισχύει πάντα. Το σχήμα 2.1.4 φανερώνει την βέλτιστη λύση του προβλήματος του πίνακα 2.1.2.

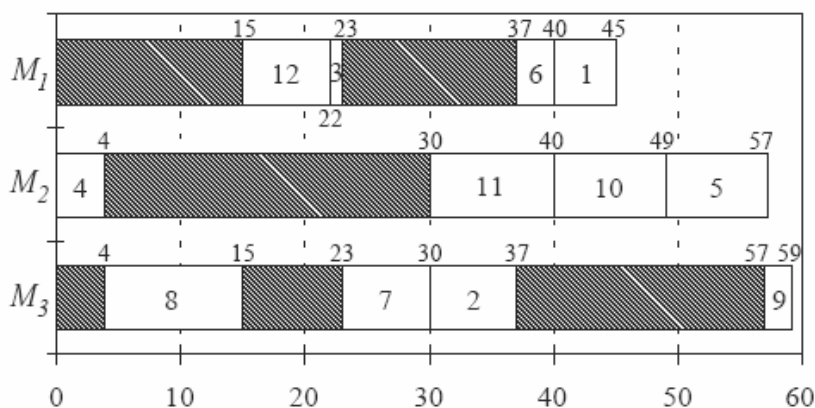
Σημαντικό ρόλο στο διάγραμμα διαζευκτικών τόξων παίζουν οι παράμετροι της “κεφαλής” και της “ουράς” οι οποίοι βασίζονται στην εκάστοτε επιλογή της ακολουθίας διεργασιών. Η “κεφαλή” r_j είναι το μήκος της μακρύτερης διαδρομής, l , από τον κόμβο (0) έως την αρχή της διεργασίας O_j και δίνεται από τη σχέση $r_j = l((0), j)$. Ανάλογα, το μήκος της μακρύτερης διαδρομής από την περάτωση της O_j έως τον τελικό κόμβο (*) αναφέρεται ως “ουρά”, q_j , και δίνεται από τη σχέση $q_j = l(j, (*)) - p_j$. Επομένως, εάν ένα από τα μακρύτερα μονοπάτια στο G περνάει από τις διεργασίες i, j και $i < j$ τότε $C_{max} = l(i, j) = r_i + p_i + p_j + q_j$.



2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

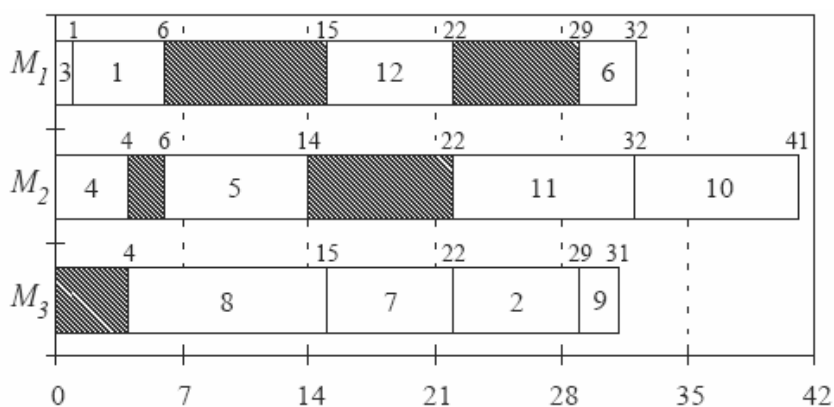
Σχήμα 2.1.4: Αναπαράσταση της βέλτιστης λύσης για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.2

2.1.3 Τύποι προγραμμάτων



Σχήμα 2.1.5: Παράδειγμα ενός ημι-ενεργού προγράμματος για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.1

Στην §2.1.2.1 αναφέρθηκε ότι ο πραγματικός αρχικός χρόνος μιας διεργασίας θα είναι πάντα ο νωρίτερος πιθανός αρχικός χρόνος. Ο προγραμματισμός μιας διεργασίας το συντομότερο δυνατό, διατηρώντας παράλληλα τις προτεραιότητες των μηχανών και των εργασιών καλείται *ημι-ενεργός προγραμματισμός εργασιών*. Σε ένα τέτοιο πρόγραμμα εργασιών, ο μόνος τρόπος για να βελτιωθεί το makespan είναι η αναδιάταξη των διεργασιών στη κάθε μηχανή. Το σχήμα 2.1.5 παρουσιάζει το ημι-ενεργό πρόγραμμα για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.1, υπό την προϋπόθεση ότι οι προτεραιότητες των μηχανών M_1 , M_2 και M_3 είναι $\{12, 3, 6, 1\}$, $\{4, 11, 10, 5\}$ και $\{8, 7, 2, 9\}$ αντίστοιχα.



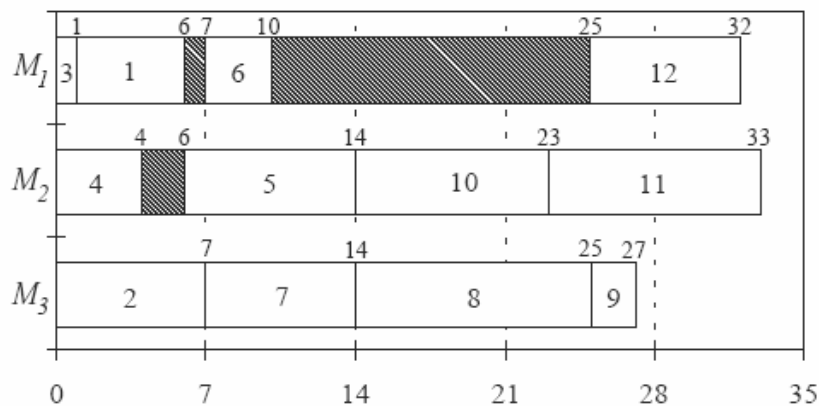
Σχήμα 2.1.6 Παράδειγμα ενός ενεργού προγράμματος για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.1

Σε σύγκριση με το βέλτιστο πρόγραμμα (σχήμα 2.1.2 και 2.1.4), το ημι-ενεργό πρόγραμμα του σχήματος 2.1.5 είναι κατά πολύ χειρότερο. Το πρόγραμμα στο σχήμα 2.1.6 παρουσιάζει κάποια βελτίωση και καλείται *ενεργό πρόγραμμα*. Ένα πρόγραμμα είναι ενεργό

όταν καμία διεργασία δεν μπορεί να προγραμματιστεί νωρίτερα χωρίς να καθυστερήσει κάποια άλλη διεργασία. Για παράδειγμα, στο σχήμα 2.1.5, οι διεργασίες O_3 και O_1 στη μηχανή M_1 μπορούν να εκκινήσουν τη χρονική στιγμή 0 χωρίς να αλλοιώσουν το χρόνο εκκίνησης κάποιας άλλης διεργασίας, ενώ η μετακίνηση της διεργασίας O_7 στη μηχανή M_3 , τη χρονική 1 ή της O_2 τη χρονική στιγμή 0 δεν οδηγεί σε ενεργό πρόγραμμα, καθώς ο χρόνος εκκίνησης της διεργασίας O_8 θα αυξανόταν.

Το τελευταίο σύνολο προγραμμάτων είναι τα *προγράμματα χωρίς καθυστερήσεις*. Ένα τέτοιο πρόγραμμα φαίνεται στο σχήμα 2.1.7. Μια λύση ανήκει στο σύνολο των προγραμμάτων χωρίς καθυστερήσεις, εάν καμία μηχανή δεν παραμένει αδρανής όταν μπορεί να ξεκινήσει την εκτέλεση μιας διεργασίας. Για παράδειγμα στα σχήματα 2.1.5 και 2.1.6 η μηχανή M_3 μπορεί να εκτελέσει την διεργασία O_7 τη χρονική στιγμή 1 αντί να μένει αδρανής και να περιμένει την O_8 , και μπορεί να εκτελέσει την O_2 τη χρονική στιγμή 0 αντί να περιμένει την O_7 . Σε γενικές γραμμές η σχέση που συνδέει τα διάφορα σύνολα προγραμμάτων είναι:

προγράμματα χωρίς καθυστερήσεις \subseteq *ενεργά προγράμματα* \subseteq *ημι-ενεργά προγράμματα* \subseteq *παθητικά προγράμματα*



Σχήμα 2.1.7: Παράδειγμα ενός προγράμματος χωρίς καθυστερήσεις για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.1

Το πρόγραμμα στο σχήμα 2.1.7 παρουσιάζει μια βελτίωση από τη λύση στο σχήμα 2.1.5 αλλά δεν είναι βέλτιστο. Εντούτοις εάν η διάζευξη O_3-O_1 αντιστραφεί η λύση θα γίνει βέλτιστη. Εάν καμία απλή ανταλλαγή που μπορεί να βελτιώσει το τρέχον πρόγραμμα δεν είναι δυνατή, το πρόγραμμα καλείται *ημι-βέλτιστο* ή *λύση τοπικού ελάχιστου*. Δυστυχώς, ένα τοπικό ελάχιστο είναι πιθανό και σε τέτοιες περιστάσεις είναι δυνατή μόνο η αλλαγή της ακολουθίας των διεργασιών στις μηχανές, η οποία οδηγεί σε λύσεις που είναι χειρότερες από

το τοπικό ελάχιστο. Διάφορες τεχνικές έχουν αναπτυχθεί για να ξεπεράσουν τα τοπικά ελάχιστα και θα συζητηθούν λεπτομερώς στην επόμενη παράγραφο. Ακόμα, ένα τοπικό ελάχιστο μπορεί να διακριθεί σε *αδύναμο* και *ισχυρό*. Ένα αδύναμο τοπικό ελάχιστο είναι μια λύση που μπορεί να ξεπεραστεί σχετικά εύκολα. Υπάρχει ένα μεγάλο χάσμα μεταξύ μια τέτοιας λύσης και του ολικού ελαχίστου. Ένα ισχυρό τοπικό ελάχιστο αντίθετα είναι συνήθως δύσκολο να υπερνικηθεί. Αυτή η λύση τείνει να είναι αρκετά κοντά στο ολικό ελάχιστο και πιο συγκεκριμένο σε μια περιοχή 5% γύρω από αυτό. Παραδείγματος χάριν εάν δύο λύσεις τοπικών ελαχίστων για το πρόβλημα του πίνακα 2.1.1 έχουν makespan 50 και 34, η πρώτη λύση θεωρείται ως αδύναμο τοπικό ελάχιστο, ενώ η δεύτερη λύση ως ισχυρό τοπικό ελάχιστο.

Παρουσιάστηκαν τρία διαφορετικά προγράμματα για τις ακολουθίες διεργασιών {12, 3, 6, 1}, {4, 11, 10, 5} και {8, 7, 2, 9} στις μηχανές M_1 , M_2 και M_3 αντίστοιχα. Ανάλογα με το εάν ένας αλγόριθμος δρα στην περιοχή αναζήτησης λύσεων των ημι-ενεργών, των ενεργών ή των προγραμμάτων χωρίς καθυστερήσεις υπάρχει μεγάλη επίδραση στην ποιότητα των λύσεων. Οι Giffler και Thompson (1960), απέδειξαν ότι για ένα κοινό μέτρο απόδοσης όπως η ελαχιστοποίηση του makespan, η βέλτιστη λύση βρίσκεται μέσα στο σύνολο των ενεργών προγραμμάτων. Παρόλα αυτά, καθώς τα ενεργά προβλήματα εξαρτώνται από τους χρόνους έναρξης των διεργασιών, ενώ τα ημι-ενεργά όχι, Vaessens et al. (1996) και επειδή ο καθορισμός ενός προγράμματος ως ενεργό αποτελεί από μόνο του ένα πρόβλημα *NP-Complete*, Vaessens (1995) και Mattfeld (1996), πολλοί αλγόριθμοι αναζήτησης, Matsuo et al. (1988), Brucker et al. (1994), Nowicki και Smutnicki (1996), χρησιμοποιούν το σύνολο των ημι-ενεργών προγραμμάτων. Επιπλέον, με την παραγωγή των ημι-ενεργών λύσεων, οι μέθοδοι αυτοί είναι λιγότερο πιθανό να παγιδευτούν σε αδύναμα τοπικά ελάχιστα από το εάν παράγουν ενεργά προγράμματα.

2.1.4 Υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων (Benchmark problems)

Η αξία των διάφορων τεχνικών επίλυσης ενός προβλήματος προγραμματισμού εργασιών, φαίνεται από την απόδοση της σε ένα συγκεκριμένο και κοινώς πρόβλημα. Έτσι δημιουργήθηκαν τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων, τα οποία παρέχουν ένα κοινό πρότυπο, πάνω στο οποίο μπορούν να ελέγχονται και να συγκρίνονται οι αλγόριθμοι επίλυσης του Π_J. καθώς τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων είναι διαφορετικών διαστάσεων και βαθμίδων, είναι απλό να καθοριστούν οι ιδιότητες και οι περιορισμοί μιας δεδομένης μεθόδου, δοκιμάζοντάς τη σε ένα αριθμό τέτοιων προβλημάτων.

Καθώς μια τόσο περιοριστική δομή δεν ανταποκρίνεται και πολύ στα πραγματικά προβλήματα, ο Mellor (1966) πιστεύει ότι μια τόσο εξιδανικευμένη μορφή του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών είναι απαραίτητη καθώς παρέχει το μοναδικό μονοπάτι για την αντιμετώπιση τόσο δυσεπίλυτων πραγματικών προβλημάτων. Ακόμα οι Pesch και Tetzlaff (1996), θεωρούν ότι ο μόνος τρόπος για να αντιμετωπιστούν τα πραγματικά προβλήματα είναι πρώτα η επίλυση ενός αρκετά περιορισμένου προβλήματος, ενώ ο Mattfeld (1996), επισημαίνει ότι, το κέρδος από την πρότερη έρευνα μπορεί να αποκομιστεί μόνον όταν υπάρχει ένα κοινώς αποδεκτό πρότυπο πρόβλημα.

Τα υποδείγματα αυτά, δημιουργηθήκαν από διάφορους ερευνητές, οι οποίοι είναι οι Fisher και Thompson (1963) – FT, Lawrence (1984) – LA, Adams et al. (1988) – ABZ, Applegate και Cook (1991) – ORB; Storer et al. (1992) – SWV, Yamada και Nakano (1992) – YN, Taillard (1993) – TD και Demirkol et al. (1998) – DMU και διατίθενται ελεύθερα. Οι χρόνοι επεξεργασίας των διεργασιών σε αυτά τα προβλήματα παράγονται τυχαία μέσα δεδομένα διαστήματα, από μια γεννήτρια που δημιουργήθηκε από τους εκάστοτε ερευνητές. Προκειμένου να δημιουργηθούν τα διάφορα υποδείγματα η γεννήτρια αρχικοποιείται με διαφορετικές αρχικές τιμές. Επομένως, με δεδομένες τις αρχικές τιμές και το διάστημα τιμών των χρόνων επεξεργασίας, τα υποδείγματα αυτά μπορούν να δημιουργηθούν από τον οποιοδήποτε. Η επόμενη παράγραφος περιγράφει όλα τα γνωστά υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων για το πρόβλημα Π₁ και τα 242, τονίζοντας τις βέλτιστες ή, στην περίπτωση των ανοικτών (άλυτων) προβλημάτων, τις καλύτερες λύσεις και τους πρώτους ερευνητές οι οποίοι την πέτυχαν.

2.1.4.1 Το σύνολο των 242 υποδειγμάτων μέτρησης επιδόσεων

Οι πίνακες 2.1.2-2.1.9, φανερώνουν ότι, οι λύσεις που επιτευχθήκαν αποτελούνται από δύο συστατικά: ένα κάτω όριο (ΚΦ) και ένα άνω όριο (ΑΦ). Δεδομένων των p (όπου $p \leq N$) προγραμματισμένων διεργασιών του μερικού προγράμματος, τότε το ΚΦ είναι το μήκος του μακρύτερου μονοπατιού ανάμεσα σ' αυτές τις διεργασίες. Καθώς δεν έχουν προγραμματιστεί όλες οι διεργασίες, τότε το ΚΦ είναι μια εκτίμηση του C_{max} μιας λύσης που περιέχει αυτή τη μερική επιλογή και είναι η ελάχιστη τιμή που μπορεί να λάβει. Καθώς όλο και περισσότερες διεργασίες προγραμματίζονται η τιμή αυτή τείνει όλο και πιο πολύ στο C_{max}^* από τα αριστερά του πεδίου λύσεων. Το ΑΦ είναι το makespan της καλύτερης ολοκληρωμένης λύσης ($p = N$). Οι Vaessens et al. (1996), επισημαίνουν ότι γενικά για τα περισσότερα υποδείγματα είναι πιο εύκολο να αποκτηθεί ένα καλό ΑΦ. Καθώς

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

επιτυγχάνονται όλο και καλύτερες λύσεις, το ΑΦ πλησιάζει το C_{max}^* από τα δεξιά του πεδίου λύσεων και στην περίπτωση μιας βέλτιστης λύσης $K\Phi = C_{max}^* = A\Phi$.

Στα υποδείγματα αυτά η σειρά προτεραιότητας και οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται τυχαία. Οι τελευταίοι ακολουθούν μια διακριτή ομοιόμορφη κατανομή (εκτός από τα υποδείγματα ORB) και το κριτήριο σ' αυτά τα προβλήματα είναι η ελαχιστοποίηση του makespan.

FT – 3 τρία προβλήματα 3 διαφορετικών μεγεθών από τους Fisher και Thompson (1963): 6×6 , 10×10 , 20×5 (πίνακας 2.1.2). Το όνομα FT δόθηκε από τους Applegate και Cook (1991). Οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται στο διάστημα $[1, 10]$ για το FT06 και στο διάστημα $[1, 99]$ για το FT10 και το FT20.

LA – 40 προβλήματα 8 διαφορετικών μεγεθών από τους Lawrence (1984): 10×5 , 15×5 , 20×5 , 10×10 , 15×10 , 20×10 , 30×10 , 15×15 (πίνακας 2.1.3). Ο Lawrence (1984) ονόμασε τα υποδείγματα σε σχέση με το μέγεθός τους F1-5, G1-5, H1-5, A1-5, B1-5, C1-5, D1-5, I1-5. Παρόλα αυτά το όνομα LA των Applegate και Cook (1991) είναι που χρησιμοποιείται πιο συχνά. Οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται στο διάστημα $[5, 99]$.

ABZ – 5 προβλήματα 2 διαφορετικών μεγεθών από τους Adams, Balas and Zawack (1988): 10×10 , 20×15 (πίνακας 2.1.4). Το όνομα ABZ δόθηκε από τους Applegate και Cook (1991). Οι χρόνοι επεξεργασίας για τα υποδείγματα ABZ5, ABZ6 και ABZ (7-9) παράγονται στα διαστήματα $[50, 100]$, $[25, 100]$ και $[11, 40]$ αντίστοιχα.

ORB – 10 προβλήματα από τους Applegate και Cook (1991): 10×10 (πίνακας 2.1.5). Χαρακτηρίζονται ως ειδικά κατασκευασμένα (πολύ δύσκολα) προβλήματα.

YN – 4 προβλήματα από τους Yamada και Nakano (1992): 20×20 (πίνακας 2.1.6). Το όνομα YN δόθηκε από τον Vaessens (1996). Οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται στο διάστημα $[10, 50]$.

SWV – 20 προβλήματα 4 διαφορετικών μεγεθών από τους Storer, Wu και Vaccari (1992): 20×10 , 20×15 , 50×10 , 50×10 (πίνακας 2.1.7). Το όνομα SWV δόθηκε από τους Vaessens (1996). Οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται στο διάστημα $[1, 100]$. Τα

υποδείγματα αυτά χαρακτηρίζονται αντίστοιχα ως: Δύσκολο, Δύσκολο, Δύσκολο, Εύκολο και το σύνολο των μηχανών διαιρείται σε k ($1 \leq k \leq m$) όμοια σύνολα. Μια ακολουθία προτεραιότητας παράγεται περνώντας την εργασία από όλες τις μηχανές ενός συνόλου, με σειρά που ακολουθεί την ομοιόμορφη κατανομή, προτού περάσει σε μια μηχανή του επόμενου συνόλου. Για το εύκολο υπόδειγμα $k = 1$, ενώ για τα δύσκολα υποδείγματα $k = 2$.

TD – 80 προβλήματα 8 διαφορετικών μεγεθών από τον Taillard (1993): 15×15 , 20×15 , 20×20 , 30×15 , 30×20 , 50×15 , 50×20 , 100×20 (πίνακας 2.1.8). Το όνομα TD δόθηκε από τους Balas και Vazacopoulos (1998). Οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται στο διάστημα [1, 99]. Ο Taillard (1993) παρήγαγε επίσης 120 προβλήματα καταστημάτων ροής και 60 προβλήματα ανοικτών καταστημάτων.

DMU – 80 προβλήματα 8 διαφορετικών μεγεθών από τους Demirkol, Mehta και Uzsoy (1998): 20×15 , 20×20 , 30×15 , 30×20 , 40×15 , 40×20 , 50×15 , 50×20 (πίνακας 2.1.9). Το όνομα DMU δόθηκε από τους Jain και Meeran (1999). Οι χρόνοι επεξεργασίας παράγονται στο διάστημα [1, 200] και δημιουργούνται δύο σύνολα προβλημάτων. Για τα πρώτα 40 προβλήματα $k = 1$ ($J||C_{max}$), ενώ για το δεύτερο σύνολο των 40 προβλημάτων $k = 2$ ($J|2SETS|C_{max}$). Οι Demirkol et al. (1998), δημιούργησαν επίσης 40 προβλήματα καταστημάτων ροής με κριτήριο το C_{max} , καθώς και 320 προβλήματα καταστημάτων εργασιών και 160 προβλήματα καταστημάτων ροής με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του L_{max} .

Έως τώρα, μόνο οι τεχνικές που κατασκευάστηκαν από τους Demirkol et al. (1997) και από τους Nowicki και Smutnicki (1996) δοκιμάστηκαν στα προβλήματα DMU. Πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι, σε όλα τα υποδείγματα οι τιμές των χρόνων επεξεργασίας είναι ακέραιες και κυμαίνονται σε ένα στενό φάσμα τιμών. Στα πραγματικά συστήματα οι χρόνοι επεξεργασίας δε είναι αναγκαστικά ακέραιοι, ούτε προέρχονται από ένα συγκεκριμένο διάστημα τιμών.

Πίνακας 2.1.2: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων των Fisher και Thompson (1963)

n	m	Πρόβλημα	Βέλτιστο Makespan	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
6	6	FT 06	55	41 (CDC 6400)	Balas ('69)
10	10	FT 10	930	6420 (CYBER 170-750)	Lageweg ('84)
20	5	FT 20	1165	151.81 (CYBER 74)	McMahon και Florian ('75)

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

Πίνακας 2.1.3: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων των Lawrence (1984)

Πρόβλημα	Βέλτιστο makespan	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
<i>10 Εργασίες • 5 Μηχανές</i>			
LA 1 (F1)	666	1.26 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 2 (F2)	655	3.03 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 3 (F3)	597	34.1 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 4 (F4)	590	33.3 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 5 (F5)	593	0.52 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
<i>15 Εργασίες • 5 Μηχανές</i>			
LA 6 (G1)	926	1.28 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 7 (G2)	890	1.51 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 8 (G3)	863	4.52 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 9 (G4)	951	0.85 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 10 (G5)	958	14 (VAX 785)	Van Laarhoven et al. ('92)
<i>20 Εργασίες • 5 Μηχανές</i>			
LA 11 (H1)	1222	2.03 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 12 (H2)	1039	0.87 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 13 (H3)	1150	1.23 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 14 (H4)	1292	0.94 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 15 (H5)	1207	3.09 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
<i>10 Εργασίες • 10 Μηχανές</i>			
LA 16 (A1)	945	59 (PRIME 2655)	Carlier και Pinson ('90)
LA 17 (A2)	784	94 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 18 (A3)	848	106 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 19 (A4)	842	115 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 20 (A5)	902	667 (VAX 785)	Van Laarhoven et al. ('92)
<i>15 Εργασίες • 10 Μηχανές</i>			
LA 21 (B1)	1046	87478.0 (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
LA 22 (B2)	927	183 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 23 (B3)	1032	225 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 24 (B4)	935	65422.0 (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
LA 25 (B5)	977	98.2 (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
<i>20 Εργασίες • 10 Μηχανές</i>			
LA 26 (C1)	1218	53 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 27 (C2)	1235	25307 (IBM RS 6000/320 H)	Carlier και Pinson ('94)
LA 28 (C3)	1216	305 (VAX 780/11)	Matsuo et al. ('88)
LA 29 (C4)	1152	604800 (Pentium 90 MHz)	Martin ('96)
LA 30 (C5)	1355	551 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
<i>30 Εργασίες • 10 Μηχανές</i>			
LA 31 (D1)	1784	38.3 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 32 (D2)	1850	29.1 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 33 (D3)	1719	25.6 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 34 (D4)	1721	27.6 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
LA 35 (D5)	1888	21.3 (VAX 780/11)	Adams et al. ('88)
<i>15 Εργασίες • 15 Μηχανές</i>			
LA 36 (I1)	1268	1303 (PRIME 2655)	Carlier και Pinson ('90)
LA 37 (I2)	1397	1577.0 (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
LA 38 (I3)	1196	165 (AT 386 DX)	NS (3) ('96)
LA 39 (I4)	1233	6745.0 (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)

LA 40	(I5)	1222	150.1	(Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
-------	------	------	-------	---------------------	----------------

Πίνακας 2.1.4: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων των Adams, Balas και Zawack (1988)

<i>n</i>	<i>m</i>	Πρόβλημα	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
10	10	ABZ 5	1234	951.5	Applegate & Cook ('91)
		ABZ 6	943	1101	Adams et al. ('88)
		ABZ 7	656	65835 (Pentium 90 MHz)	Martin ('96)
20	15	ABZ 8	665*(645)	δεν δόθηκε χρόνος (Pentium 90 MHz)	ΑΦ - Martin ('96) ΚΦ - Martin ('96)
		ABZ 9	679*(661)	4949 (SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5 ΚΦ - Martin ('96)

* Καλύτερο ΑΦ (Καλύτερο ΚΦ) – δηλώνει ότι η βέλτιστη λύση δεν έχει βρεθεί, δηλ. το υπόδειγμα είναι ακόμη ανοικτό

Πίνακας 2.1.5: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων των Applegate και Cook (1991)

Πρόβλημα (10×10)	Βέλτιστο Makespan	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
ORB 1	1059	1482.6 (SUN Sparc 1)	Applegate & Cook ('91)
ORB 2	888	2484.6 (SUN Sparc 1)	Applegate & Cook ('91)
ORB 3	1005	2297.6 (SUN Sparc 1)	Applegate & Cook ('91)
ORB 4	1005	1013.3 (SUN Sparc 1)	Applegate & Cook ('91)
ORB 5	887	526.0 (SUN Sparc 1)	Applegate & Cook ('91)
ORB 6	1010	δεν δόθηκε χρόνος (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
ORB 7	397	δεν δόθηκε χρόνος (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
ORB 8	899	δεν δόθηκε χρόνος (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
ORB 9	934	δεν δόθηκε χρόνος (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)
ORB 10	944	δεν δόθηκε χρόνος (Sparc station ELC)	Vaessens ('96)

Πίνακας 2.1.6: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων των Yamada και Nakano (1992)

Πρόβλημα (20×20)	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
YN 1	888*(826)	δεν δόθηκε χρόνος (ούτε μηχανή)	ΑΦ - Wennink ('95) ΚΦ - Caseau & Laburthe ('95)
YN 2	909*(861)	δεν δόθηκε χρόνος (ούτε μηχανή)	ΑΦ - Vaessens ('96) ΚΦ- Caseau & Laburthe ('95)
YN 3	893*(827)	670 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
YN 4	968*(918)	23032 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)

Πίνακας 2.1.7: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων των Storer, Wu και Vaccari (1992)

Πρόβλημα	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
<i>20 Εργασίες • 10 Μηχανές</i>			
SWV 1-Δύσκολο	1407	δεν δόθηκε χρόνος (Pentium 90 MHz)	Martin ('96)
SWV 2- Δύσκολο	1475	δεν δόθηκε χρόνος (Pentium 90 MHz)	Martin ('96)
SWV 3- Δύσκολο	1398*(1369)	δεν δόθηκε χρόνος (ούτε μηχανή)	ΑΦ - Vaessens ('96) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 4- Δύσκολο	1483*(1450)	2433 (SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10 ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 5- Δύσκολο	1424	δεν δόθηκε χρόνος (Pentium 90 MHz)	Martin ('96)
<i>20 Εργασίες • 15 Μηχανές</i>			
SWV 6- Δύσκολο	1678*(1591)	20957 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 7- Δύσκολο	1620*(1446)	δεν δόθηκε χρόνος (ούτε μηχανή)	ΑΦ - Vaessens ('96) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 8- Δύσκολο	1763*(1640)	2229 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 9- Δύσκολο	1663*(1604)	δεν δόθηκε χρόνος (ούτε μηχανή)	ΑΦ - Vaessens ('96) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 10- Δύσκολο	1767*(1631)	23552 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
<i>50 Εργασίες • 10 Μηχανές</i>			
SWV 11- Δύσκολο	2991*(2983)	7767 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 12- Δύσκολο	3003*(2972)	22066 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 13- Δύσκολο	3104	14302 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97)
SWV 14- Δύσκολο	2968	6112 (SUN Sparc 330)	SB - RGLS5
SWV 15-Hard	2904*(2885)	30619 (AMD-K6/166 MHz)	ΑΦ - Thomsen ('97) ΚΦ - Vaessens ('96)
SWV 16-Εύκολο	2924	2000 επαναλήψεις (SUN System 4/280)	Storer et al. ('92)
SWV 17- Εύκολο	2794	2000 επαναλήψεις (SUN System 4/280)	Storer et al. ('92)
SWV 18- Εύκολο	2852	2000 επαναλήψεις (SUN System 4/280)	Storer et al. ('92)
SWV 19- Εύκολο	2843	2000 επαναλήψεις (SUN System 4/280)	Storer et al. ('92)
SWV 20- Εύκολο	2823	2000 επαναλήψεις (SUN System 4/280)	Storer et al. ('92)

Πίνακας 2.1.8: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων του Taillard (1993)

Πρόβλημα	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)		Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα	
15 Εργασίες • 15 Μηχανές					
TD 1	1231	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 2	1244	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 3	1218*(1206)	1835	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 4	1175*(1170)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Wennink ('95)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 5	1228*(1210)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Wennink ('95)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 6	1240*(1210)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Wennink ('95)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 7	1228*(1223)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Taillard ('94)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 8	1217*(1187)	382	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-GLS2	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 9	1274*(1247)	646	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS1	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 10	1241	1306	(SUN Sparc 330)	SB-RGLS5	
20 Εργασίες • 15 Μηχανές					
TD 11	1364*(1321)	5959	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 12	1367*(1321)	6410	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS15	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 13	1350*(1271)	3169	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 14	1345	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 15	1342*(1293)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Vaessens ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 16	1368*(1300)	δεν δόθηκε χρόνος	(δίκτυο 32 μηχανών)	ΑΦ - Aarts ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 17	1478*(1458)	3107	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 18	1396*(1369)	3239	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 19	1341*(1276)	5329	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 20	1353*(1316)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Wennink ('95)	ΚΦ - Vaessens ('96)
20 Εργασίες • 20 Μηχανές					
TD 21	1647*(1539)	δεν δόθηκε χρόνος	(δίκτυο 32 μηχανών)	ΑΦ - Aarts ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 22	1603*(1511)	10008	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS15	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 23	1558*(1472)	8286	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 24	1651*(1594)	δεν δόθηκε χρόνος	(δίκτυο 32 μηχανών)	ΑΦ - Aarts ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 25	1598*(1496)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Taillard ('94)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 26	1655*(1539)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Wennink ('95)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 27	1689*(1616)	6604	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 28	1615*(1591)	6630	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 29	1625*(1514)	δεν δόθηκε χρόνος	(δίκτυο 32 μηχανών)	ΑΦ - Aarts ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 30	1596*(1468)	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	ΑΦ - Vaessens ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
30 Εργασίες • 15 Μηχανές					
TD 31	1766*(1764)	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386DX)	ΑΦ - NS (2) ('96)	ΚΦ - Taillard ('93)
TD 32	1803*(1774)	6428	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 33	1796*(1778)	11756	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 34	1832*(1828)	14277	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS18	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 35	2007	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 36	1823*(1819)	11165	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS18	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 37	1784*(1771)	12233	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS18	ΚΦ - Taillard ('93)
TD 38	1681*(1673)	6283	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Taillard ('93)
TD 39	1798*(1795)	3638	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 40	1686*(1631)	16628	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS18	ΚΦ - Vaessens ('96)

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

Συνέχεια του Πίνακα 2.1.8

Πρόβλημα	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)		Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα	
30 Εργασίες • 20 Μηχανές					
TD 41	2026*(1859)	13198	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 42	1967*(1867)	24832	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 43	1881*(1809)	12593	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 44	2004*(1927)	22045	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 45	2008*(1997)	18367	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 46	2040*(1940)	23845	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Taillard ('93)
TD 47	1921*(1789)	5617	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS1	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 48	1982*(1912)	14658	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS5	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 49	1994*(1905)	22632	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-RGLS10	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 50	1951*(1807)	δεν δόθηκε χρόνος	(δίκτυο 32 μηχανών)	ΑΦ - Aarts ('96)	ΚΦ - Vaessens ('96)
50 Εργασίες • 15 Μηχανές					
TD 51	2760	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 52	2756	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 53	2717	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 54	2839	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 55	2679	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS ('96)	
TD 56	2781	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 57	2943	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 58	2885	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 59	2655	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 60	2723	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
50 Εργασίες • 20 Μηχανές					
TD 61	2868	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 62	2900*(2869)	7192	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-GLS2	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 63	2755	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 64	2702	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 65	2725	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 66	2845	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 67	2826*(2825)	4095	(SUN Sparc 330)	ΑΦ -SB-GLS2	ΚΦ - Vaessens ('96)
TD 68	2784	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 69	3071	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
TD 70	2995	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	
100 Εργασίες • 20 Μηχανές					
TD 71	5464	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 72	5181	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 73	5568	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 74	5339	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 75	5392	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 76	5342	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 77	5436	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 78	5394	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 79	5358	δεν δόθηκε χρόνος	(ούτε μηχανή)	Taillard ('94)	
TD 80	5183	δεν δόθηκε χρόνος	(AT 386 DX)	NS (2) ('96)	

Πίνακας 2.1.9: Οι καλύτερες λύσεις για τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων του Demirkol, Mehta και Uzsoy (1998)

Πρόβλημα	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
<i>20 Εργασίες • 15 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 1	2607*(2363)	141.27 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 2	2760*(2452)	203.57 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 3	2813*(2540)	215.85 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 4	2691*(2486)	201.45 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 5	2791*(2654)	325.02 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
<i>20 Εργασίες • 20 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 6	3316*(2834)	672.62 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 7	3127*(2677)	360.83 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 8	3234*(2901)	254.96 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 9	3185*(2739)	487.14 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 10	3022*(2716)	451.04 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
<i>30 Εργασίες • 15 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 11	3539*(3395)	275.19 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 12	3605*(3481)	423.71 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 13	3725*(3681)	234.14 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 14	3439*(3394)	130.23 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 15	3413*(3332)	227.91 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
<i>30 Εργασίες • 15 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 16	3882*(3726)	1278.30 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 17	4009*(3697)	614.25 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 18	3939*(3844)	598.26 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 19	3967*(3650)	909.32 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 20	3833*(3604)	584.40 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
<i>40 Εργασίες • 15 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 21	4380	257.27 (Silicon Graphics Indy)	TSAB' (3)
DMU 22	4769*(4725)	436.15 (SUN SPARC 1000)	ΑΦ - DMU ('97) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 23	4695*(4668)	417.36 (SUN SPARC 1000)	ΑΦ - DMU ('97) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 24	4648	88.56 (Silicon Graphics Indy)	TSAB' (1)
DMU 25	4168*(4164)	85.94 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
<i>40 Εργασίες • 20 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 26	4850*(4647)	763.04 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 27	4945*(4848)	2000.06 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 28	4735*(4692)	1066.96 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 29	4764*(4691)	1222.14 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 30	4885*(4732)	757.81 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
<i>50 Εργασίες • 15 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 31	5695*(5640)	69.10 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 32	5927	154.51 (SUN SPARC 1000)	DMU ('97)
DMU 33	5728	393.01 (SUN SPARC 1000)	DMU ('97)
DMU 34	5385	353.33 (SUN SPARC 1000)	DMU ('97)
DMU 35	5635	382.04 (SUN SPARC 1000)	DMU ('97)
<i>50 Εργασίες • 20 Μηχανές (J Cmax)</i>			
DMU 36	5705*(5621)	3040.61 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 37	5940*(5851)	456.47 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 38	5806*(5713)	1363.46 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 39	5747	280.95 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (1)
DMU 40	5681*(5577)	1218.69 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ - TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)

2.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΤΥΠΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΠ

Συνέχεια του πίνακα 2.1.9

Πρόβλημα	Καλύτερα όρια	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε secs (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Πρώτη ομάδα ερευνητών που πέτυχε το βέλτιστο ή το καλύτερο φράγμα
<i>20 Εργασίες • 15 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 41	3395*(2839)	256.84 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 42	3610*(3066)	293.88 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 43	3647*(3121)	117.77 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 44	3710*(3112)	300.60 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1)
DMU 45	3408*(2930)	329.51 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
<i>20 Εργασίες • 20 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 46	4305*(3425)	499.21 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 47	4140*(3353)	687.74 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 48	3994*(3317)	461.95 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 49	3932*(3369)	581.75 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 50	3942*(3379)	466.47 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
<i>30 Εργασίες • 15 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 51	4416*(3839)	479.64 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 52	4659*(4012)	381.69 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 53	4705*(4108)	303.37 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 54	4644*(4165)	648.40 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 55	4633*(4099)	449.63 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
<i>30 Εργασίες • 15 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 56	5454*(4366)	1658.52 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 57	5187*(4182)	487.34 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 58	5161*(4214)	1914.37 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 59	4977*(4199)	1205.88 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 60	5259*(4259)	1178.99 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - DMU ('97)
<i>40 Εργασίες • 15 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 61	5723*(4886)	665.29 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 62	5690*(5004)	704.87 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 63	5763*(5049)	793.02 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 64	5891*(5130)	448.20 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 65	5514*(5072)	934.59 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - Taillard ('93)
<i>40 Εργασίες • 20 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 66	6318*(5357)	1494.50 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 67	6571*(5484)	1602.67 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 68	6523*(5423)	2845.02 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 69	6336*(5419)	1685.40 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 70	6564*(5492)	1540.32 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
<i>50 Εργασίες • 15 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 71	6824*(6050)	1483.08 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (1) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 72	6957*(6223)	1768.51 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 73	6853*(5935)	2166.34 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 74	6820*(6015)	1686.06 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 75	6909*(6010)	6648.01 (SUN SPARC 1000)	DMU ('97) ΚΦ - DMU ('97)
<i>50 Εργασίες • 20 Μηχανές (J 2SETS Cmax)</i>			
DMU 76	7757*(6329)	2086.45 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 77	7556*(6399)	2016.40 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 78	7700*(6508)	4088.14 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (2) ΚΦ - DMU ('97)
DMU 79	7841*(6593)	8636.46 (SUN SPARC 1000)	ΑΦ -DMU ('97) ΚΦ - Taillard ('93)
DMU 80	7453*(6435)	3597.14 (Silicon Graphics Indy)	ΑΦ -TSAB' (3) ΚΦ - Taillard ('93)

2.2 Ιστορική αναδρομή των μεθόδων επίλυσης του προβλήματος του προγραμματισμού παραγωγής

Ένας μεγάλος αριθμός προσεγγίσεων στη διαμόρφωση και τη λύση αυτών των προβλημάτων προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών έχουν αναφερθεί στη βιβλιογραφία, με ποικίλους βαθμούς επιτυχίας. Αυτές οι προσεγγίσεις περιστρέφονται γύρω από μια σειρά τεχνολογικών προόδων που έχουν εμφανιστεί κατά τη διάρκεια των τελευταίων 35 ετών. Αυτές περιλαμβάνουν το μαθηματικό προγραμματισμό, τους κανόνες ταξινόμησης (dispatching rules), τα έμπειρα συστήματα, τα νευρωνικά δίκτυα, τους γενετικούς αλγορίθμους, την επαγωγική εκμάθηση (inductive learning) και άλλες πιο εξειδικευμένες τεχνικές. Σε αυτή την ενότητα, περιγράφεται μια εκτενής εφαρμογή αυτών των τεχνολογιών στον προγραμματισμό καταστημάτων εργασιών.

2.2.1 Μαθηματικές τεχνικές

Ο μαθηματικός προγραμματισμός έχει εφαρμοστεί εκτενώς στα προβλήματα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών. Τα προβλήματα έχουν διατυπωθεί χρησιμοποιώντας τον ακέραιο προγραμματισμό, Balas (1965, 1967), τον μικτό ακέραιο προγραμματισμό, Balas (1969, 1970) και το δυναμικό προγραμματισμό, Srinivasan (1971).

2.2.1.1 Μικτός ακέραιος προγραμματισμός

Μια από τις πιο κοινές μορφές μαθηματικής διατύπωσης για το πρόβλημα Π_I είναι ο μικτός ακέραιος γραμμικός προγραμματισμός (MIP) του Manne (1960) που παρουσιάζεται κατωτέρω. Το μοντέλο (MIP) είναι απλά αυτό ενός γραμμικού προγράμματος με ένα σύνολο γραμμικών περιορισμών και μιας γραμμικής αντικειμενικής συνάρτησης, αλλά με τον πρόσθετο περιορισμό ότι μερικές από τις μεταβλητές απόφασης (y_{ipk}) είναι ακέραιοι αριθμοί. Για το πρόβλημα Π_I οι μεταβλητές ακέραιων αριθμών είναι δυαδικές και χρησιμοποιούνται για να αναπαραστήσουν τους διαζευκτικούς (disjunctive) περιορισμούς. Το K είναι ένας μεγάλος αριθμός και ο Van Hulle (1991) δείχνει ότι προκειμένου η περιοχή εφικτών λύσεων να καθοριστεί κατάλληλα το K θα πρέπει να είναι μεγαλύτερο από το άθροισμα όλων των χρόνων κατεργασίας εκτός από το μικρότερο αυτών.

Ελαχιστοποίηση του C_{\max}

υπό τους περιορισμούς:

Αρχικοί χρόνοι: $t_{ik} \geq 0$

$\{i, p\} \in J$ και $\{k, h\} \in M$

Περιορισμοί δρομολόγησης: $t_{ik} - t_{ih} \geq \tau_{ih}$

εάν η O_{ih} προηγείται της O_{ik}

Διαζευκτικοί περιορισμοί: $t_{pk} - t_{ik} + K(1 - y_{ipk}) \geq \tau_{ik}$

$y_{ipk} = 1$, εάν O_{ik} προηγείται της O_{pk}

$t_{ik} - t_{pk} + K(y_{ipk}) \geq \tau_{pk}$

$y_{ipk} = 0$, αλλιώς

όπου $K > \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m \tau_{ik} - \min\{\tau_{ik}\}$

Παρά τον αρκετά συμπαγή τρόπο διατύπωσής του, ο αριθμός των ακέραιων μεταβλητών αυξάνεται εκθετικά, (Bowman 1959) και ακόμα κι αν χρησιμοποιηθούν καλύτερες και συμπαγέστερες διατυπώσεις απαιτείται και πάλι ένας μεγάλος αριθμός περιορισμών, (Manne 1960). Οι Giffler και Thompson (1960), επίσης αναφέρουν ότι τα προγράμματα ακέραιων αριθμών δεν έχουν οδηγήσει σε πρακτικές μεθόδους λύσεων ενώ ο French (1982) εκφράζει την άποψη ότι μια διατύπωση προγραμματισμού ακέραιων αριθμών του Π_J είναι υπολογιστικά ανέφικτη. Οι Nemhauser και Wolsey (1988) και οι Blazewicz et al. (1991) υπογραμμίζουν περαιτέρω τέτοιες δυσκολίες και δείχνουν ότι τα μαθηματικά μοντέλα προγραμματισμού δεν ακόμα σε θέση να επιλύσουν αποτελεσματικά το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών. Κατά συνέπεια αυτές οι τεχνικές είναι ικανές μόνο για να επιλύσουν τις ιδιαίτερα απλουστευμένες περιπτώσεις, μέσα σε ένα λογικό χρονικό διάστημα. Το γεγονός αυτό, όπως ήταν αναμενόμενο, προτείνει ότι πιο κατάλληλες τεχνικές για τη λύση του Π_J βρίσκονται σε άλλα πεδία.

Οποιαδήποτε επιτυχία έχει επιτευχθεί, πάνω στο πρόβλημα Π_J, χρησιμοποιώντας μαθηματικές διατυπώσεις μπορεί να αποδοθεί στις προσεγγίσεις Λαγκρανζιανής χαλάρωσης Fisher (1973α, β), Van de Velde (1991), Della Croce et al. (1993), Hoitomt et al. (1993) και τις μεθόδους αποσύνθεσης Ashour (1967), Applegate και Cook (1991), Chu et al. (1992), Kruger et al. (1995). Στις μεθόδους της Λαγκρανζιανής χαλάρωσης οι περιορισμοί δρομολόγησης και χωρητικότητας χαλαρώνουν με τη χρήση των μη αρνητικών πολλαπλασιαστών, με συντελεστές τιμωρίας οι οποίοι επίσης ενσωματώνονται στην αντικειμενική συνάρτηση, ενώ οι προσεγγίσεις αποσύνθεσης χωρίζουν το αρχικό πρόβλημα σε μια σειρά μικρότερων, πιο εύχρηστων υπο-προβλημάτων που επιλύονται έπειτα βέλτιστα.

Πίνακας 2.2.1: Αποτελέσματα 2 μαθηματικών μοντελοποιήσεων για το Π_I για τα προβλήματα FT 06, 10 και 20

Πρόβλημα	Μέγεθος	Βέλτιστο	C_{max} (CPU)		ΜΣΣ (%)	
			DMTCP ('93)	KSSW ('95)	DMTCP ('93)	KSSW ('95)
FT 06	6×6	55	58 (7)	55 (ΔΔ)	5.45	0.00
FT 10	10×10	930	980 (1585)	1054 (ΔΔ)	5.38	13.33
FT 20	20×5	1165	1296 (2593)	1379 (ΔΔ)	11.24	18.37
DMTCP ('93) – Della Croce et al.. (1993)			KSSW ('95) – Kruger et al. (1995)			

Ο πίνακας 2.2.1 επεξηγεί τις λύσεις και τους χρόνους που επιτυγχάνονται από τη προσέγγιση Λαγκρανζιανής χαλάρωσης των Della Croce et al. (1993) και την προσέγγιση αποσύνθεσης των Kruger et al. (1995) στις περιπτώσεις FT (06, 10, 20). Οι συγκρίσεις γίνονται χρησιμοποιώντας το μέσο σχετικό σφάλμα (ΜΣΣ). Το ΜΣΣ υπολογίζεται από το καλύτερο γνωστό κάτω φράγμα ($K\Phi_{\text{καλύτερο}}$), και το συνολικό χρόνο κατεργασίας όλων των εργασιών (makespan) ή το άνω φράγμα που επιτυγχάνεται από την τεχνική που αναλύεται (ΑΦ), χρησιμοποιώντας τον τύπο "σχετικής απόκλισης" $\text{ΜΣΣ} = (\text{ΑΦ} - K\Phi_{\text{καλύτερο}}) / K\Phi_{\text{καλύτερο}}$. Τα αποτελέσματα των δοκιμών δείχνουν ότι ακόμη και αυτές οι στρατηγικές πάσχουν λόγω υπερβολικών υπολογιστικών απαιτήσεων, ενώ οι προκύπτουσες λύσεις είναι συνήθως κακής ποιότητας, με συνέπεια μια μεγάλη απόκλιση από το βέλτιστο. Ακόμα και όταν συνδυάζονται αυτές οι μαθηματικές διατυπώσεις με άλλες τεχνικές και εφαρμόζονται στον υπολογισμό του κατώτερου φράγματος Fisher et al. (1983), Applegate και Cook (1991) δεν αποδίδουν καλά. Πιο συγκεκριμένα τα “κατώφλια” που παράγουν δεν είναι πολύ καλά, είναι δύσκολο να υπολογιστούν, και σε μερικές περιπτώσεις λόγω του υπερβολικού υπολογιστικού φόρτου που απαιτείται, η αναζήτηση θα πρέπει να ολοκληρωθεί στον κόμβο ρίζας. Είναι εμφανές ότι οι μαθηματικές προσεγγίσεις είναι ανεπαρκείς για το πρόβλημα Π_I. Συνεπώς, το μεγάλο βάρος των αριθμητικών προσεγγίσεων για το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών πέφτει στις τεχνικές Διακλάδωσης και Φράγματος.

Μέχρι σήμερα, η χρήση αυτών των προσεγγίσεων έχει περιοριστεί επειδή τα προβλήματα προγραμματισμού ανήκουν στην κατηγορία προβλημάτων NP-complete. Για να υπερνικήσει αυτές τις ανεπάρκειες, μια ομάδα ερευνητών άρχισε να αποσυνθέτει το πρόβλημα προγραμματισμού σε διάφορα υπο-προβλήματα, προτείνοντας διάφορες τεχνικές για να την επίλυσή του. Επιπλέον, οι νέες τεχνικές λύσης, οι ισχυρότερες ευρετικές μέθοδοι, και η υπολογιστική δύναμη των σύγχρονων υπολογιστών έχουν επιτρέψει σε αυτές τις προσεγγίσεις να χρησιμοποιούνται σε όλο και μεγαλύτερης κλίμακας προβλήματα. Παρόλα αυτά, οι δυσκολίες στη διατύπωση των περιορισμών ροής των υλικών ως μαθηματικές

ανισότητες και η ανάπτυξη γενικευμένων λύσεων λογισμικού έχουν περιορίσει τη χρήση αυτών των προσεγγίσεων.

2.2.1.2 Στρατηγικές αποσύνθεσης

Οι Davis και Jones (1988), πρότειναν μια μεθοδολογία που βασίζεται στην αποσύνθεση των μαθηματικών προβλημάτων προγραμματισμού που χρησιμοποιούσαν αποσυνθέσεις τύπου Benders (Benders, 1960) και Dantzig/Wolfe (Dantzig και Wolfe, 1960). Η μεθοδολογία αποτελείται από ένα δύο επιπέδων σύστημα ελέγχου κλειστού βρόγχου, που λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο. Η αποστολή του συστήματος προγραμματισμού εργασιών (scheduler) του ανώτερου επιπέδου είναι ο καθορισμός του νωρίτερου χρόνου έναρξης και του αργότερου χρόνου λήξης για κάθε εργασία (προϊόν). Οι υπομονάδες του χαμηλότερου επιπέδου έχουν ως στόχο τη βελτίωση αυτών των χρονικών ορίων για κάθε εργασία με λεπτομερή ταξινόμηση όλων των κατεργασιών. Στη συνέχεια προτάθηκε μια αντικειμενική συνάρτηση πολλαπλών κριτηρίων που περιλάμβανε την καθυστέρηση (tardiness), τη απόδοση, και τις δαπάνες των διαδικασιών. Η αποσύνθεση επιτεύχθηκε αφού πρώτα έγινε αναδιάταξη των περιορισμών του αρχικού προβλήματος σε μια ιεραρχική δομή δέντρων. Στη γενική περίπτωση, το αρχικό πρόβλημα αποσυντίθεται σε N υπο-προβλήματα συν ένα σύνολο περιορισμών που περιείχε μερικά μέλη καθενός από τα υπο-προβλήματα. Οι ερευνητές επισήμαναν ότι λόγω της έμφυτης στοχαστικής φύσης των καταστημάτων εργασίας και της παρουσίας πολλαπλών, αλλά και συχνά συγκρουόμενων στόχων, κατέστη δύσκολο να εκφραστούν οι περιορισμοί χρησιμοποιώντας ακριβείς μαθηματικές σχέσεις. Το γεγονός αυτό έκανε απαγορευτική μια γενική μεθοδολογία λύσης. Για να υπερνικηθεί αυτό το εμπόδιο, προτάθηκε μια νέα μεθοδολογία προσομοίωσης πραγματικού χρόνου, Davis και Jones (1988).

Ο Gershwin (1989), χρησιμοποίησε την έννοια της χρονικής αποσύνθεσης για να προτείνει ένα μαθηματικό πλαίσιο προγραμματισμού για την ανάλυση του σχεδιασμού και του προγραμματισμού της παραγωγικής διαδικασίας. Αυτό το πλαίσιο μπορεί να χαρακτηριστεί ως ιεραρχικό και πολυ-στρωματικό. Οι διαμόρφωση του προβλήματος για τον έλεγχο των γεγονότων στα ανώτερα στρώματα αγνοούν τις λεπτομέρειες των παραλλαγών των γεγονότων που εμφανίζονται στα χαμηλότερα στρώματα. Η διαμόρφωση του προβλήματος στα κατώτερα στρώματα αντιλαμβάνεται τα γεγονότα στα ανώτερα στρώματα ως στατικά, διακριτά γεγονότα. Ο προγραμματισμός στην ουσία πραγματοποιείται στα τρία κατώτερα στρώματα, έτσι ώστε οι απαιτήσεις παραγωγής που επιβάλλονται από τα στρώματα προγραμματισμού να μπορούν να καλυφθούν. Καταρχάς, ένα φράγμα βρίσκεται με την

επίλυση ενός προβλήματος δυναμικού προγραμματισμού. Το φράγμα αυτό είναι ο αριθμός των επιπλέον αγαθών που πρέπει να παραχθούν για να αντισταθμίσουν τις μελλοντικές αποτυχίες του εξοπλισμού. Αυτό το φράγμα χρησιμοποιείται για να διατυπώσει ένα πρόβλημα γραμμικού προγραμματισμού για τον καθορισμό των στιγμιαίων ρυθμών παραγωγής. Οι ρυθμοί αυτοί χρησιμοποιούνται έπειτα για να καθορίσουν το πραγματικό πρόγραμμα (ποια προϊόντα να κατασκευαστούν και πότε).

2.2.1.3 Τεχνικές απαρίθμησης

Δύο δημοφιλείς τεχνικές επίλυσης για προβλήματα ακεραίου προγραμματισμού, που ανήκουν στις τεχνικές απαρίθμησης, είναι η μέθοδος διακλάδωσης και φράγματος (branch and bound) και η Λανγρανσιανή χαλάρωση (lagrangian relaxation). Η μέθοδος διακλάδωσης και φράγματος είναι μια τεχνική απαρίθμησης που προτάθηκε από τους Agin (1966) και τους Lawler και Wood (1966). Η βασική ιδέα της διακλάδωσης είναι να αναπαρασταθεί το πρόβλημα ως δέντρο απόφασης. Κάθε σημείο επιλογής (κόμβος) αντιστοιχεί σε μια μερική λύση. Από κάθε κόμβο, αναπτύσσονται διάφοροι νέοι κλάδοι, ένας για κάθε πιθανή απόφαση. Αυτή η διαδικασία διακλαδώσεως συνεχίζεται έως ότου βρεθούν κόμβοι που δεν μπορούν να διακλαδιστούν περαιτέρω. Αυτοί οι κόμβοι είναι λύσεις στο πρόβλημα προγραμματισμού, Morton και Pentico (1993). Παρόλο που έχουν αναπτυχθεί αποδοτικές διαδικασίες διακλάδωσης και περικοπής για να επιταχύνουν την αναζήτηση, η τεχνική αυτή παραμένει ακόμα μια πολύ εντατική υπολογιστική διαδικασία για τα μεγάλης κλίμακας προβλήματα προγραμματισμού.

Οι McMahon και Florian (1975) παρουσιάζουν μια από τις πρώτες επιτυχημένες εφαρμογές της δημοφιλούς αποσύνθεσης μιας μηχανής. Η διακλάδωση, στη μελέτη αυτή, ξεκινάει με την εύρεση της κρίσιμης εργασίας, δηλαδή αυτής ου επιτυγχάνει τη μέγιστη καθυστέρηση και με το καθορισμό όλων των εργασιών με προθεσμίες μεγαλύτερες από αυτή της κρίσιμης εργασίας.

Συνεχίζοντας την παραπάνω εργασία οι Carlier και Pinson (1989), υπολόγισαν το πρόγραμμα του Jackson (JPS), που βασίζεται στον ευρετικό κανόνα του Jackson Μέγιστη Απομένουσα Εργασία (Jackson 1955), για κάθε μηχανή. Η μηχανή με τη μεγαλύτερη τιμή είναι η πρώτη που θα ξεκινήσει την επεξεργασία και αυτή η τιμή χρησιμοποιείται ως η αρχική τιμή του κάτω φράγματος (ΚΦ). Η στρατηγική διακλάδωσης ταξινομεί τις διεργασίες μπροστά ή πίσω από τις ήδη ταξινομημένες. Βελτιώσεις σ' αυτή την εργασία έγιναν από τους Carlier και Pinson (1990), οι οποίοι πρότειναν δύο επιπλέον συμπερασματικούς κανόνες για την ταξινόμηση των “ελεύθερων” εργασιών. Επιπροσθέτως, εφαρμόζεται μια αναζήτηση

διχοτόμησης (Pinson 1988) για τη βελτίωση της αρχικής τιμής JPS. Στη πιο πρόσφατη εργασία τους οι Carlier και Pinson (1994), προτείνουν τέσσερεις προσεγγίσεις και μια ακόμη έκδοση του κανόνα JPS, για την επιπλέον βελτίωση της διαδικασίας διακλάδωσης και της ταξινόμησης των εργασιών.

Χρησιμοποιώντας πολλούς από τους κανόνες που αναπτύχθηκαν από τους Carlier και Pinson (1989), οι Applegate και Cook (1991), καθόρισαν εάν μια μη ταξινομημένη διεργασία O_i θα πρέπει να ταξινομηθεί πριν ή μετά από ένα σύνολο ταξινομημένων διεργασιών, *g*. Αυτή η τεχνική αναφέρεται ως *τεχνική ανεύρεσης του άκρου*, αφού καθορίζει σε ποιο άκρο της *g*, θα τοποθετηθεί η O_i και εφαρμόζεται ταυτόχρονα και στη στρατηγική διακλάδωσης και στη στρατηγική δημιουργίας φραγμάτων. Η ίδια τεχνική έχει εφαρμοστεί επίσης από τον Lourenco (1994), συνδυασμένη με κάτω φράγματα που παράγονται με την αποσύνθεση Π_J σε μια μηχανή σχεδιάζοντας τα προβλήματα με τις καθυστερήσεις.

Ένα άλλο παράδειγμα μιας εργασίας που προέρχεται από αυτήν Carlier και Pinson (1989) είναι η προσέγγιση του BB, Brucker et al. (1994), όπου η διακλάδωση είναι βασισμένη στο μοντέλο των κρίσιμων φραγμάτων, Grabowski et al. (1986). Οι Perregaard και Clausen (1995), τροποποίησαν αυτές τις δύο τεχνικές προκειμένου να επιτραπεί η αποτελεσματικότερη αναζήτηση στο διάστημα λύσεων. Η πρώτη μέθοδος παρέχει μια παράλληλη στρατηγική αναζήτησης για τον αλγόριθμο Carlier και Pinson (1989), χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση ισορρόπησης του φόρτου των μηχανών, ενώ η δεύτερη μέθοδος είναι μια παράλληλη έκδοση του αλγορίθμου Brucker et al. (1994) και εφαρμόζει μια ρύθμιση master και slave. Ένα άλλο παράδειγμα ενός τέτοιου αλγορίθμου BB είναι αυτό των Boyd και Burlingame (1996), οι οποίοι κατασκεύασαν μια παράλληλη έκδοση της *τεχνικής ανεύρεσης του άκρου*. Πρώτα εφαρμόζεται μια στρατηγική βάθους και το μερικό δέντρο απαρίθμησης αντιπροσωπεύεται από μια συλλογή των δομών δεδομένων που κρατιούνται στην κοινή μνήμη.

Ενώ όλες οι μέθοδοι που περιγράφονται μέχρι τώρα εφαρμόζουν το μοντέλο διαζευκτικής γραφικής αναπαράστασης, ο Martin (1996), υιοθετεί μια χρονικά προσανατολισμένη αναπαράσταση. Η ισχυρότερη διαδικασία παραγωγής φραγμάτων που έχει δημιουργηθεί είναι μια τεχνική που αποκαλείται “ξύρισμα” (shaving). Σε κάθε συνάρτηση αντιστοιχείται ένα χρονικό παράθυρο στο οποίο μπορεί να υποβληθεί σε επεξεργασία και με βάση διάφορους κανόνες και επιλογές κάθε φορά που επιτυγχάνεται ένας χρονικός στόχος T μια ή περισσότερες χρονικές μονάδες αφαιρούνται (ξυρίζονται) από το T , με τη μείωση των χρονικών παραθύρων των διάφορων διεργασιών. Ο στόχος είναι να

καταστεί το χρονικό παράθυρο κάθε διεργασίας όσο το δυνατόν μικρότερο, αποφεύγοντας ταυτόχρονα τυχόν ασυμβατότητες πόρων.

Για να δοθεί έμφαση στη βελτίωση που έγινε από τις τεχνικές BB στον πίνακα 2.2.2 συγκρίνονται τα αποτελέσματα πολλών από τις εργασίες που αναθεωρούνται εδώ για μεγάλες και πιο δύσκολες περιπτώσεις συγκριτικής μέτρησης επιδόσεων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η καλύτερη μέθοδος BB είναι αυτή του Martin (1996). Εντούτοις, η μέθοδος του “ξυρίσματος” απαιτεί υπερβολικά μεγάλο χρόνο υπολογισμού και γενικά η απόδοση αυτών των τεχνικών BB είναι αρκετά ευαίσθητη σε μεμονωμένες περιπτώσεις και στις αρχικές τιμές των άνω φραγμάτων, Lawler et al. (1993).

Αν και η υπολογιστική μελέτη δείχνει ότι έχουν επιτευχθεί βελτιώσεις με τις μεθόδους BB, αυτό αποδίδεται κυρίως στην διαθέσιμη τεχνολογία παρά στις χρησιμοποιούμενες τεχνικές. Γενικά δεν μπορούν να εφαρμοστούν στα μεγάλα προβλήματα και η εκτέλεσή τους απαιτεί μια πολύ καλή κατανόηση του πεδίου του Π_j , δεδομένου ότι οι ιδιαίτερα εξειδικευμένοι συμπερασματικοί κανόνες και οι διαδικασίες επιλογής είναι απαραίτητοι προκειμένου ερευνηθούν σε βάθος κόμβοι σε υψηλά επίπεδα στο δέντρο λύσεων, χωρίς υπερβολική έρευνα. Συνεπώς, καθώς οι διαδικασίες βελτιστοποίησης εμφανίζονται γενικά ακατάλληλες για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών πολλοί ερευνητές έχουν στρέψει την προσοχή τους στις προσεγγιστικές μεθόδους.

Εάν ο περιορισμός ακέραιων αριθμών είναι το κύριο πρόβλημα, τότε γιατί η λύση να μην είναι η απομάκρυνσή του. Την παραπάνω ιδέα ενσωματώνει μια τεχνική που καλείται την Λανγρανσιανή χαλάρωση και η οποία χρησιμοποιείται για περισσότερο από 30 έτη, Shapiro (1979). Η Λανγρανσιανή χαλάρωση λύνει τα προβλήματα του ακέραιου προγραμματισμού με την παράλειψη των συγκεκριμένων ακέραιων περιορισμών και την προσθήκη των αντίστοιχων ποινών (λόγω αυτών των παραλείψεων ή/και χαλαρώσεων) στην αντικειμενική συνάρτηση. Όπως με τη μέθοδο διακλάδωσης και φράγματος, η Λανγρανσιανή χαλάρωση έχει υψηλές υπολογιστικές απαιτήσεις για τα μεγάλης κλίμακας προβλήματα προγραμματισμού.

Πίνακας 2.2.2: Συγκριτική ανάλυση των καλύτερων μεθόδων Διακλάδωσης και Φράγματος (BB)

	Συνολικός χρόνος εκτέλεσης των εργασιών (makespan)			ΜΣΣ (%)			Χρόνος εκτέλεσης υπολογισμών (secs)		
	PC'95	BB'96	M'96	PC'95	BB'96	M'96	PC'95	BB'96	M'96
FT10 (930)	930	930	930	0.00	0.00	0.00	15.8	5.44	24
LA2 (655)	655	655	655	0.00	0.00	0.00	0.3	ΜΔ	10
LA19 (842)	842	842	842	0.00	0.00	0.00	10.6	15.48	20
LA21 (1046)	1046	1046	1046	0.00	0.00	0.00	5014.1	86400	3588
LA24 (935)	935	ΜΔ	935	0.00	ΜΔ	0.00	1216.1	ΜΔ	2325
LA25 (977)	977	ΜΔ	977	0.00	ΜΔ	0.00	2975.8	ΜΔ	5258
LA27 (1235)	ΜΔ	ΜΔ	1235	ΜΔ	ΜΔ	0.00	ΜΔ	ΜΔ	20562
LA29 (1152)	ΜΔ	ΜΔ	1152	ΜΔ	ΜΔ	0.00	ΜΔ	ΜΔ	604800
LA36 (1268)	1268	ΜΔ	1268	0.00	ΜΔ	0.00	777.0	ΜΔ	194
LA37 (1397)	1397	ΜΔ	1397	0.00	ΜΔ	0.00	118.3	ΜΔ	124
LA38 (1196)	1196	1196	1196	0.00	0.00	0.00	39502	129600	132564
LA39 (1233)	1233	ΜΔ	1233	0.00	ΜΔ	0.00	1169.9	ΜΔ	198
LA40 (1222)	1222	ΜΔ	1222	0.00	ΜΔ	0.00	6012.2	ΜΔ	507
ABZ5 (1234)	1234	1234	1234	0.00	0.00	0.00	14.7	13.67	ΜΔ
ABZ6 (943)	943	943	943	0.00	0.00	0.00	2.1	2.11	ΜΔ
ABZ7 (656)	ΜΔ	ΜΔ	656	ΜΔ	ΜΔ	0.00	ΜΔ	ΜΔ	65835
ABZ8 (665)*	ΜΔ	ΜΔ	665	ΜΔ	ΜΔ	3.10	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ
ABZ9 (679)*	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ
ORB1 (1059)	1059	1059	1059	0.00	0.00	0.00	266.8	14.65	ΜΔ
ORB2 (888)	888	888	888	0.00	0.00	0.00	15.2	23.81	ΜΔ
ORB3 (1005)	1005	1005	1005	0.00	0.00	0.00	536.9	30.46	ΜΔ
ORB4 (1005)	1005	1005	1005	0.00	0.00	0.00	49.9	8.88	ΜΔ
ORB5 (887)	887	887	887	0.00	0.00	0.00	21.8	6.81	ΜΔ
PC'95 – Perregaard & Clausen '95			BB'96 – Boyd & Burlingame '96			M'95 – Martin (1996)			
PC'95 – MEIKO 16 - 860			BB'96 – SG Power Challenge			MS'96 – Pentium 90			
FT – Fisher and Thompson (1963)			LA – Lawrence (1984)						
ABZ – Adams et al. (1988)			ORB – Applegate και Cook (1991)						

(*) - Δεν έχει βρεθεί ακόμη η βέλτιστη λύση

ΜΔ – Μη Διαθέσιμα στοιχεία, () – Βέλτιστο makespan

2.2.1.4 Πρόσφατες τάσεις

Η βελτιστοποίηση βάσει προτύπων (MBO) είναι μια προσέγγιση βελτιστοποίησης που χρησιμοποιεί μαθηματικές εκφράσεις (π.χ., περιορισμοί και ανισότητες) για να διαμορφώσει τα προβλήματα παραγραμματισμού ως προβλήματα (μη) γραμμικού μικτού ακέραιου προγραμματισμού, Zentner et al. (1994). Ένα σύνολο μεθόδων, όπως ο γραμμικός προγραμματισμός, η μέθοδος διακλάδωσης και φράγματος και οι τεχνικές αποσύνθεσης χρησιμοποιούνται για να “ψάξουν” το διάστημα των λύσεων. Λόγω των προόδων στην τεχνολογία των Η/Υ, οι χρόνοι υπολογισμού γίνονται πολύ πρακτικοί. Σύμφωνα με τους Subrahmanyam et al. (1996) "για προβλήματα μέτριου μεγέθους, δίνονται λύσεις τύπου D". Οι λύσεις τύπου D είναι βέλτιστες λύσεις της μέγιστης πιθανής “επιθυμητότητας” (maximum desirability) μέσα στους περιορισμούς της συνάρτησης. Αυτές οι προσεγγίσεις ενισχύονται από την ανάπτυξη γλωσσών προγραμματισμού και τις υψηλού επιπέδου επιφάνειες

αλληλεπίδρασης γραφικών (interface). Οι γλώσσες προγραμματισμού υποστηρίζουν την ανάπτυξη μαθηματικών μοντελοποιήσεων με ελάχιστη επέμβαση από το χρήστη.

2.2.2 Κανόνες ταξινόμησης

Οι κανόνες ταξινόμησης έχουν εφαρμοστεί με συνέπεια στα προβλήματα προγραμματισμού. Είναι διαδικασίες με σκοπό να παρέχουν καλές λύσεις σε σύνθετα προβλήματα σε πραγματικό χρόνο. Οι όροι, κανόνας ταξινόμησης, κανόνας προγραμματισμού, ή ευρετικός αλγόριθμος χρησιμοποιούνται συχνά με ταυτόσημη έννοια, Panwalker και Islander (1977), Blackstone et al. (1982) και Baker (1974). Οι κανόνες ταξινόμησης έχουν κατηγοριοποιηθεί κυρίως σύμφωνα με τα κριτήρια απόδοσης για τα οποία έχουν αναπτυχθεί. Ο Wu (1987), διαχώρισε τους κανόνες ταξινόμησης σε διάφορες κατηγορίες. Η κατηγορία 1 περιέχει τους απλούς κανόνες προτεραιότητας, οι οποίοι βασίζονται σε πληροφορίες σχετικές με τις εργασίες (προϊόντα). Οι υποκατηγορίες βασίζονται στο ιδιαίτερο κομμάτι πληροφορίας που χρησιμοποιείται. Οι κατηγορίες παραδειγμάτων περιλαμβάνουν εκείνες που βασίζονται στους χρόνους επεξεργασίας (όπως ο πιο σύντομος χρόνος επεξεργασίας - SPT), στις ληξιπρόθεσμες προθεσμίες (όπως η νωρίτερη ληξιπρόθεσμη προθεσμία - EDD) και στους χρόνους άφιξης (όπως πρώτος μέσα-πρώτος έξω-FIFO).

Η κατηγορία 2 αποτελείται από τους συνδυασμούς κανόνων από την κατηγορία 1. Ο ιδιαίτερος κανόνας που εφαρμόζεται μπορεί τώρα να εξαρτηθεί από την κατάσταση που υπάρχει στο κατάστημα εργασιών. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα ενός κανόνα σε αυτήν την κατηγορία είναι, παραδείγματος χάριν, SPT έως ότου το μήκος της ουράς αναμονής να υπερβαίνει το 5, κατόπιν αλλαγή σε FIFO. Αυτό απαγορεύει τις εργασίες με μεγάλους χρόνους επεξεργασίας να παραμένουν στην ουρά αναμονής για μεγάλες περιόδους.

Η κατηγορία 3 περιέχει τους κανόνες που αναφέρονται συνήθως ως δείκτες προτεραιότητας βάρους. Η ιδέα εδώ είναι να χρησιμοποιηθούν περισσότερα από ένα κομμάτια πληροφοριών για τις εργασίες για να καθοριστεί το πρόγραμμα. Στα κομμάτια των πληροφοριών ορίζονται βάρη για να απεικονίσουν την αναλογική σημασία τους. Συνήθως ορίζεται μια αντικειμενική συνάρτηση $f(x)$. Παραδείγματος χάριν, $f(x) = \text{βάρους}_1 * \text{χρόνος επεξεργασίας της εργασίας (x)} + \text{βάρους}_2 * (\text{τρέχων χρόνος} - \text{προθεσμία της εργασίας (x)})$. Κατόπιν, οποτεδήποτε απαιτείται μια νέα ακολουθία, η συνάρτηση $f(x)$ αξιολογείται για κάθε εργασία x στην ουρά αναμονής. Όλες οι εργασίες ταξινομούνται βάσει αυτής της αξιολόγησης.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων 30 ετών, η απόδοση ενός μεγάλου αριθμού αυτών των κανόνων έχει μελετηθεί εκτενώς χρησιμοποιώντας τις τεχνικές προσομοίωσης, Montazer και Van Wassenhove (1990). Αυτές οι μελέτες στοχεύουν στην απάντηση της ερώτησης: Εάν θέλετε να βελτιστοποιήσετε ένα ιδιαίτερο κριτήριο απόδοσης, ποιο κανόνα θα έπρεπε να επιλέξετε; Το μεγαλύτερο μέρος της πρότερης εργασίας επικεντρώθηκε στον κανόνα του πιο σύντομου χρόνου επεξεργασίας (SPT). Οι Conway και Maxwell (1967), ήταν οι πρώτοι που μελέτησαν τον κανόνα SPT και τις παραλλαγές του. Διαπίστωσαν ότι, αν και μερικές μεμονωμένες εργασίες παρουσίασαν απαγορευτικά μεγάλους χρόνους ροής (F_i), ο κανόνας SPT ελαχιστοποίησε το μέσο χρόνο ροής για όλες τις εργασίες. Επίσης έδειξαν ότι ο SPT ήταν η καλύτερη επιλογή για τη βελτιστοποίηση της μέσης τιμής άλλων βασικών μέτρων όπως ο χρόνος αναμονής και ο βαθμός χρήσης του συστήματος. Πολλές παρόμοιες έρευνες έχουν διεξαχθεί για να καθορίσουν τον κανόνα ταξινόμησης που βελτιστοποιεί ένα ευρύ φάσμα μέτρων απόδοσης σχετικά με τις εργασίες (όπως η οι ληξιπρόθεσμες προθεσμίες-due dates και η καθυστέρηση-tardiness) και τα σχετικά με το κατάστημα εργασιών (όπως η απόδοση και η χρησιμοποίηση των μηχανών).

Μια συγκριτική μελέτη κανόνων ταξινόμησης προέρχεται από τους Kaschel et al. (1999), στην οποία οι συγγραφείς σε πρώτο επίπεδο, συγκρίνουν 11 γνωστούς κανόνες ταξινόμησης με κριτήριο το συνολικό χρόνο εκτέλεσης των εργασιών (makespan) και με βάση 4 γνωστά υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων, τα ft06, ft10 και ft20 των Fisher και Thomson και το la21 του Lawrence. Οι βέλτιστες τιμές C_{max} των προβλημάτων αυτών είναι γνωστές και ίσες με 55, 930, 1165 και 1046 χρονικές μονάδες αντίστοιχα. Οι μετρήσεις έγιναν σε ένα H/Y Pentium II/333 MHz με 128 MB μνήμη και λειτουργικό σύστημα LinuX. Τέλος χρησιμοποιήθηκαν 2 προσεγγίσεις στην επίλυση του προβλήματος. Στην πρώτη χρησιμοποιήθηκαν οι κανόνες για την παραγωγή ημι-ενεργών προγραμμάτων τα οποία στη συνέχεια μετατράπηκαν σε ενεργά, ενώ στη δεύτερη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε μια μέθοδος που ενσωματώνει τον κανόνα ταξινόμησης ένα αλγόριθμο βελτιστοποίησης για την εξαγωγή ενός προγράμματος παραγωγής σε ένα βήμα. Τα αποτελέσματα φαίνονται στους πίνακες 2.2.3 - 2.2.6. Ο υπολογισμός του κάθε κανόνα διήρκεσε μόνο δέκατα του δευτερολέπτου. Εκτός από το υπόδειγμα ft06, κανένας από τους κανόνες δεν πλησίασε σε ποσοστό μεγαλύτερο του 20% τη βέλτιστη λύση.

Πίνακας 2.2.3: Σύγκριση 11 στοιχειωδών κανόνων ταξινόμησης για το υπόδειγμα ft06

Κανόνας ταξινόμησης	Αναλυτική ονομασία κανόνα	C_{max}	
Ft06 (55)		Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα	Ενεργό πρόγραμμα
SPT	Ελάχιστος χρόνος επεξεργασίας	83	94
LPT	Μέγιστος χρόνος επεξεργασίας	79	86
LWKR	Τελευταία εναπομένουσα εργασία	94	96
MWKR	Περισσότερη εναπομένουσα εργασία	67	67
FOPNR	Ελάχιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	71	65
GOPNR	Μέγιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	60	60
SRMPT	Ελάχιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	84	93
LRMPT	Μέγιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	66	72
TWORK	Μέγιστη συνολική εργασία	67	67
WINQ	Επόμενη διεργασία στην ουρά με την ελάχιστη εργασία	71	65
SPT/TWORK	Ελάχιστος λόγος SPT/TWORK	71	80

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käsche et al. (1999)

Πίνακας 2.2.4: Σύγκριση 11 στοιχειωδών κανόνων ταξινόμησης για το υπόδειγμα ft10

Κανόνας ταξινόμησης	Αναλυτική ονομασία κανόνα	C_{max}	
Ft10 (930)		Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα	Ενεργό πρόγραμμα
SPT	Ελάχιστος χρόνος επεξεργασίας	1399	1429
LPT	Μέγιστος χρόνος επεξεργασίας	1534	1355
LWKR	Τελευταία εναπομένουσα εργασία	1530	1520
MWKR	Περισσότερη εναπομένουσα εργασία	1178	1178
FOPNR	Ελάχιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	1410	1464
GOPNR	Μέγιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	1219	1215
SRMPT	Ελάχιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	1392	1383
LRMPT	Μέγιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	1352	1284
TWORK	Μέγιστη συνολική εργασία	1272	1480
WINQ	Επόμενη διεργασία στην ουρά με την ελάχιστη εργασία	1477	1427
SPT/TWORK	Ελάχιστος λόγος SPT/TWORK	1209	1485

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käsche et al. (1999)

2.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ Π_J

Πίνακας 2.2.5: Σύγκριση 11 στοιχειωδών κανόνων ταξινόμησης για το υπόδειγμα ft20

Κανόνας ταξινόμησης	Αναλυτική ονομασία κανόνα	C _{max}	
		Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα	Ενεργό πρόγραμμα
Ft20 (1165)			
SPT	Ελάχιστος χρόνος επεξεργασίας	1581	1675
LPT	Μέγιστος χρόνος επεξεργασίας	1610	1661
LWKR	Τελευταία εναπομένουσα εργασία	1513	1658
MWKR	Περισσότερη εναπομένουσα εργασία	1588	1556
FOPNR	Ελάχιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	1526	1718
GOPNR	Μέγιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	1611	1611
SRMPT	Ελάχιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	1590	1807
LRMPT	Μέγιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	1499	1427
TWORK	Μέγιστη συνολική εργασία	1544	1520
WINQ	Επόμενη διεργασία στην ουρά με την ελάχιστη εργασία	1774	1596
SPT/TWORK	Ελάχιστος λόγος SPT/TWORK	1496	1796

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käsche et al. (1999)

Πίνακας 2.2.6: Σύγκριση 11 στοιχειωδών κανόνων ταξινόμησης για το υπόδειγμα la20

Κανόνας ταξινόμησης	Αναλυτική ονομασία κανόνα	C _{max}	
		Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα	Ενεργό πρόγραμμα
La20 (1046)			
SPT	Ελάχιστος χρόνος επεξεργασίας	1719	1657
LPT	Μέγιστος χρόνος επεξεργασίας	1519	1560
LWKR	Τελευταία εναπομένουσα εργασία	1806	1828
MWKR	Περισσότερη εναπομένουσα εργασία	1314	1267
FOPNR	Ελάχιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	1610	1801
GOPNR	Μέγιστος αριθμός εναπομενουσών διεργασιών	1336	1336
SRMPT	Ελάχιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	2062	1937
LRMPT	Μέγιστος εναπομένων χρόνος επεξεργασίας	1396	1461
TWORK	Μέγιστη συνολική εργασία	1452	1511
WINQ	Επόμενη διεργασία στην ουρά με την ελάχιστη εργασία	1566	1668
SPT/TWORK	Ελάχιστος λόγος SPT/TWORK	1377	1623

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käsche et al. (1999)

Στο δεύτερο στάδιο, γίνεται σύγκριση απλών συνδυασμών των στοιχειωδών κανόνων ταξινόμησης του πρώτου σταδίου, οι οποίοι δεν επηρεάζονται από τις προθεσμίες παράδοσης των εργασιών. Ειδικότερα, εξετάστηκαν οι κανόνες SPT/WKR^u (Ελάχιστος σταθμισμένος λόγος του χρόνου προετοιμασίας προς την εναπομείνασα εργασία) και SPTXWQ (Ελάχιστο σταθμισμένο άθροισμα του χρόνου επεξεργασίας και εργασίας. Τα αποτελέσματα φαίνονται στον πίνακα 2.2.7. Χρησιμοποιήθηκαν και πάλι οι δύο προσεγγίσεις για την επίλυση των υποδειγμάτων, αλλά αυτή τη φορά φαίνεται να υπερισχύει η μετατροπή των ημι-ενεργών σε ενεργά προγράμματα παρά η απευθείας παραγωγή ενεργών προγραμμάτων.

Ο κανόνας SPT/WKR^u φαίνεται να αποδίδει καλύτερα από κάθε άλλο κανόνα όσον αφορά το ελάχιστο makespan. Αντίθετα ο κανόνας SPTXWQ δεν απέδωσε τα αναμενόμενα. Είναι πιθανόν η απόδοσή του να βελτιώνεται σε προβλήματα με υψηλότερο φόρτο εργασιών. Η υπόθεση αυτή βασίζεται στο γεγονός ότι, ο κανόνας SPTXWQ ευνοεί εργασίες οι οποίες μπορούν να ξεκινήσουν την επεξεργασία τους αμέσως μετά την περάτωση της τελευταίας διεργασίας.

Πίνακας 2.2.7: Σύγκριση συνδυαστικών κανόνων ταξινόμησης για τα υποδείγματα ft06, ft10, ft20 και la20

Κανόνας ταξινόμησης	Min{C _{max} }	Max{C _{max} }	\bar{C}_{\max}	Min{C _{max} }	Max{C _{max} }	\bar{C}_{\max}
ft06	Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα			Ενεργό πρόγραμμα		
SPT/WKR ^u	60	85	66.2	60	94	68.6
SPTXWQ	71	88	85.5	65	94	93.7
ft10	Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα			Ενεργό πρόγραμμα		
SPT/WKR ^u	1096	1416	1225.2	1111	1429	1201.2
SPTXWQ	1267	1477	1312.2	1427	1429	1429.0
ft20	Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα			Ενεργό πρόγραμμα		
SPT/WKR ^u	1337	1656	1495.2	1401	1737	1558.4
SPTXWQ	1492	1774	1632.1	1596	1768	1757.7
la21	Μετατροπή σε ενεργό πρόγραμμα			Ενεργό πρόγραμμα		
SPT/WKR ^u	1250	1719	1368.1	1289	1661	1420.5
SPTXWQ	1541	1940	1681.0	1657	1782	1673.0

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käsche et al. (1999)

Τέλος έγινε συνδυασμός των κανόνων με τη μέθοδο AHP. Το μικρό μέγεθος του πίνακα 2.2.6 δεν εκφράζει το ποσό της μνήμης ούτε τον απαιτούμενο χρόνο για τους υπολογισμούς. Για κάθε υπόδειγμα έγινε δοκιμή όλων των δυνατών συνδυασμών AHP για 2, 3 και 4 κανόνες. Σε κάθε κανόνα δόθηκε βάρος από 1 έως 10. εφόσον υπήρχαν 11 κανόνες ως είσοδος για κάθε γραμμή του πίνακα 2.2.6 με x κανόνες έπρεπε να υπολογιστούν

$$\binom{11}{x} \times 10^x$$

κανόνες. Χρειάστηκαν σχεδόν τέσσερις εβδομάδες υπολογισμών για τα δεδομένα του πίνακα 2.2.6.

Ο πίνακας 2.2.8 δείχνει ότι ένα συνδυασμός κανόνων ταξινόμησης με τη μέθοδο AHP, οδηγεί στα καλύτερα αποτελέσματα που μπορεί να αποκτηθούν με τους κανόνες ταξινόμησης. Παρόλα αυτά, τα αποτελέσματα δεν φανερώνουν ότι υπάρχει ένας και μοναδικός βέλτιστος συνδυασμός κανόνων. Επιπλέον, το ακραίο ποσό χρόνου και πόρων στον Η/Υ κάνει απαγορευτική τη χρήση της μεθόδου AHP για πρακτικά προβλήματα.

Πίνακας 2.2.8: Σύγκριση συνδυασμένων κανόνων ταξινόμησης με τη μέθοδο AHP

Κανόνας ταξινόμησης	Min{C _{max} }	Max{C _{max} }	\bar{C}_{\max}
ft06			
2 κανόνες	58	96	74.2
3 κανόνες	55	99	74.9
4 κανόνες	55	99	74.9
ft10			
2 κανόνες	1154	1624	1365.4
3 κανόνες	1083	1698	1362.6
4 κανόνες	1083	1764	1360.4
ft20			
2 κανόνες	1411	1789	1557.2
3 κανόνες	1357	1871	1559.7
4 κανόνες	1326	1941	1560.8
la21			
2 κανόνες	1284	2099	1549.4
3 κανόνες	1221	2148	1557.0
4 κανόνες	1209	2165	1546.5

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käsche et al. (1999)

2.2.3 Ευρετικοί αλγόριθμοι που βασίζονται στη τεχνική Μποτιλιαρίσματος

Αν και για πολλά έτη οι μόνες βιώσιμες μέθοδοι προσέγγισης ήταν οι κανόνες προτεραιότητας πρόσφατα η εμφάνιση ισχυρότερων υπολογιστών καθώς επίσης και η έμφαση στις προσεκτικά σχεδιασμένες, αναλυμένες και εφαρμοσμένες τεχνικές, έχουν επιτρέψει να αναπτυχθούν περιπλοκότερες προσεγγίσεις που μπορούν να γεφυρώσουν το χάσμα μεταξύ των ΚΠ και των συνδυαστικών μεθόδων αναλυτικών λύσεων που καταναλώνουν υπερβολικό χρόνο για υπολογισμούς. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας προσέγγισης είναι η *τεχνική μποτιλιαρίσματος* (SBP - Adams et al., 1988).

Η τεχνική SBP χαρακτηρίζεται από τους ακόλουθους στόχους: προσδιορισμός υπο-προβλήματος, επιλογή δυσχερειών, λύση υπο-προβλήματος, και επανα-βελτιστοποίηση του προγράμματος. Η πραγματική στρατηγική περιλαμβάνει τη χαλάρωση του προβλήματος του

Π_j σε m προβλήματα μιας μηχανής την επαναληπτική επίλυση κάθε υπο-προβλήματος ($1|r_j|L_{max}$) φορά, χρησιμοποιώντας την προσέγγιση Carlier (1982). Κάθε λύση σε μια μηχανή συγκρίνεται με όλες τις άλλες και οι μηχανές προγραμματίζονται βάσει της λύσης τους. Η μηχανή που έχει τη μεγαλύτερη τιμή C_{max} και δεν έχει προγραμματιστεί προσδιορίζεται ως *μηχανή μπουτιλιαρίσματος*. Η τεχνική SBP προγραμματίζει τη μηχανή μπουτιλιαρίσματος βάσει των ήδη προγραμματισμένων μηχανών, αγνοώντας τις μη προγραμματισμένες μηχανές. Η επιλογή της μηχανής μπουτιλιαρίσματος παρακινείται από την υπόθεση ότι ο προγραμματισμός της σε ένα μεταγενέστερο στάδιο θα επιδείνωνε περαιτέρω το makespan.

Κάθε φορά που η μηχανή που επιλέγεται ως μηχανή μπουτιλιαρίσματος προγραμματίζεται όλες οι προηγούμενα προγραμματισμένες μηχανές, βελτιστοποιούνται τοπικά, επιλύοντας και πάλι το υπο-πρόβλημα της μιας μηχανής. Η κύρια συνεισφορά αυτή της μεθόδου είναι ο τρόπος που χρησιμοποιείται η χαλάρωση του προβλήματος της μιας μηχανής για να αποφασιστεί η σειρά με την οποία θα προγραμματιστούν οι μηχανές. Ο Adams et al. (1988), αναφέρεται στην τεχνική αυτή ως SBI. Η SBI έχει εφαρμοστεί επίσης και στους κόμβους ενός δένδρου μερικής απαρίθμησης λύσεων (SBII), επιτρέποντας την θεώρηση διαφορετικών ακολουθιών μηχανών. Μια υπολογιστική ανάλυση των ξεχωριστών χαρακτηριστικών της τεχνικής SBP παρέχεται από τους Holtsclaw και Uzsoy (1996) και από τον Demirkol et al. (1997), οι οποίοι επισημαίνουν ότι η ποιότητα των λύσεων και ο χρόνος υπολογισμών επηρεάζονται σε σημαντικό βαθμό από τη δομή της δρομολόγησης.

Με βάση την τεχνική SBII, οι Applegate και Cook (1991) κατασκεύασαν μια διαδικασία δημιουργίας αρχικών λύσεων γνωστή ως "Bottle-k" (το k επιλέγεται μεταξύ 4, 5 και 6), όπου για τις k τελευταίες μη προγραμματισμένες μηχανές ο αλγόριθμος διακλαδώνεται επιλέγοντας μια εκ των παραμενουσών μηχανών κάθε φορά. Ένας αλγόριθμος που καλείται "shuffle" δημιουργήθηκε επίσης με την τεχνική ανεύρεσης του άκρου στον πυρήνα του. Από ένα αρχικό πρόγραμμα που παράγεται από την τεχνική Bottle-k, ο αλγόριθμος "shuffle" διορθώνει την ακολουθία εκτέλεσης των εργασιών σε μια μηχανή ή σε ένα μικρό αριθμό ευρετικά επιλεγόμενων μηχανών, με τις εναπομείνουσες μηχανές να επιλύονται βέλτιστα από την τεχνική ανεύρεσης άκρου.

Οι Dauzere-Peres και Lasserre (1993), και οι Balas et al. (1995), αναφέρουν αρκετά μειονεκτήματα στις τεχνικές που αναπτύχθηκαν από τους Adams et al., (1988). Όταν η τεχνική SBI παράγει τη ακολουθία εργασιών σε μια μηχανή, μπορεί να δημιουργηθούν περιορισμοί προτεραιότητας, σε ζεύγη εργασιών, σε μια μη προγραμματισμένη μηχανή. Οι περιορισμοί αυτοί, γνωστοί ως καθυστερημένοι περιορισμοί προτεραιότητας (DPCS), δημιουργούνται επειδή ο προγραμματισμός εργασιών σε μια μηχανή, μπορεί να επιβάλλει

συνθήκες στο πρόγραμμα μιας άλλης μηχανής, τέτοιους ώστε μια εργασία i θα πρέπει να προηγείται της j τουλάχιστον ένα χρονικό διάστημα. Λόγω αυτής της συσχέτισης των εργασιών, όταν το υπόδειγμα χαλαρώσει σε ένα πρόβλημα μιας μηχανής υπόκειται σε λιγότερους περιορισμούς απ' ό,τι θα έπρεπε, με αποτέλεσμα να μην επιλέγεται η πραγματική μηχανή μοτιλιαρίσματος, να μην υπολογίζεται η βέλτιστη ακολουθία, η επανα-βελτιστοποίηση να μην εγγυάται μια μονοτονική ελάττωση του makespan και η τελική λύση της μεθόδου SBI να είναι πιθανώς ανέφικτη.

Ως αποτέλεσμα των παραπάνω, οι Dauzere-Peres και Lasserre (1993), πρότειναν μια ευρετική στρατηγική, ενώ ο Dauzere-Peres (1995) και οι Balas et al. (1995), χρησιμοποίησαν ένα συγκεκριμένο μοντέλο για να αντιμετωπίσουν τις DPCS. Η πιο πρόσφατη εργασία των Balas και Vazacopoulos (1998), ενσωματώνει μια τεχνική τοπικής αναζήτησης (GL) μέσα στην τεχνική SBP. Η τεχνική GL εφαρμόζει ένα σχήμα ανταλλαγών που βασίζεται στη δομή της τοπικής αναζήτησης, το οποίο αντιστρέφει πάνω από ένα διαζευκτικό τόξο κάθε φορά.

Ο πίνακας 2.2.9, συγκρίνει τα αποτελέσματα διάφορων μεθόδων SBP που εφαρμόζονται στο πρόβλημα Π_J. Από τα αποτελέσματα είναι φανερό ότι η στρατηγική που προτάθηκε από τους Balas και Vazacopoulos (1998) είναι ανώτερη, επιτυγχάνοντας τη βέλτιστη λύση σε όλα τα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων. Η προσέγγιση αυτή, κατάφερε μάλιστα να επιτύχει και το καλύτερο άνω φράγμα στο άλυτο, έως σήμερα, υπόδειγμα ABZ9. Το κύριο μειονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι ο υψηλός υπολογιστικό φόρτος που απαιτεί, σε σχέση με τις άλλες μεθόδους SBP, καθώς εφαρμόζονται πολλές επανα-βελτιστοποιήσεις μέχρις ότου να επιτευχθούν τα αποτελέσματα. Επιπροσθέτως απαιτείται και ο καθορισμός πολλών παραμέτρων. Ένα γενικό μειονέκτημα των προσεγγίσεων SBP είναι το επίπεδο της προγραμματιστικής εμπειρίας που απαιτείται καθώς και το γεγονός ότι θα πρέπει να περατωθεί η όλη διαδικασία πριν αποκτηθεί η λύση του προβλήματος. Επίσης δεν υπάρχει, μέχρι στιγμής, καμία μέθοδος για την επιλογή του μεγέθους του υπο-προβλήματος ή της μηχανής(ων) που θα βελτιστοποιηθούν από τον αλγόριθμο “shuffle”. Παρόλο που οι Balas και Vazacopoulos (1998), πρότειναν αρκετές πολύπλοκες μεθόδους επανα-βελτιστοποίησης, δεν υφίσταται καμία ένδειξη ότι αυτή εκτελείται βέλτιστα και προκειμένου να επιλυθούν προβλήματα όπου οι δρομολόγηση των εργασιών είναι περισσότερο δομημένη, η τεχνική SBP θα χρειαστεί τροποποιήσεις.

2.2.4 Τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (TN)

Ξεκινώντας στις αρχές της δεκαετίας του '80, μια σειρά νέων τεχνολογιών εφαρμόστηκε στα προβλήματα προγραμματισμού καταστημάτων εργασίας. Με τη γενική

ονομασία τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (AI) περιλαμβάνονται τα έμπειρα συστήματα (expert systems), τα βασισμένα στη γνώση συστήματα (knowledge-based systems) και διάφορες τεχνικές αναζήτησης. Τα έμπειρα και τα βασισμένα στη γνώση συστήματα είχαν επικρατήσει στις αρχές και στη μέση της δεκαετίας του '80.

Πίνακας 2.2.9: Συγκριτική ανάλυση των καλύτερων μεθόδων Μποτιλιαρίσματος

	Συνολικός χρόνος εκτέλεσης των εργασιών (makespan)			ΜΣΣ (%)			Χρόνος εκτέλεσης υπολογισμών (secs)		
	BLV'95	DMU'97	BV'98	BLV'95	DMU'97	BV'98	BLV'95	DMU'97	BV'98
FT10 (930)	940	969	930	4.19	0.00	11.17	7.3	12.9	4.19
LA2 (655)	667	667	655	1.83	0.00	1.43	1.08	7.3	1.83
LA19 (842)	878	850	842	0.95	0.00	8.8	7.52	70.0	0.95
LA21 (1046)	1071	1072	1046	2.49	0.00	19.88	17.8	611.7	2.49
LA24 (935)	976	989	935	5.78	0.00	19.82	16.94	681.7	5.78
LA25 (977)	1012	998	977	2.15	0.00	22.70	20.51	223.9	2.15
LA27 (1235)	1272	1306	1235	5.75	0.00	37.90	40.1	315.2	5.75
LA29 (1152)	1227	1218	1157	5.73	0.43	39.00	31.52	155.7	5.73
LA36 (1268)	1319	1344	1268	5.99	0.00	55.83	63.81	55.4	5.99
LA37 (1397)	1425	1467	1397	5.01	0.00	53.28	60.33	37.3	5.01
LA38 (1196)	1294	1285	1196	7.44	0.00	59.26	63.63	1281.1	7.44
LA39 (1233)	1278	1281	1233	3.89	0.00	50.63	55.2	153.9	3.89
LA40 (1222)	1262	1266	1224	3.60	0.16	52.41	53.63	1589.7	3.60
ABZ5 (1234)	1258	1292	1234	4.70	0.00	8.00	5.7	449.65	4.70
ABZ6 (943)	960	964	943	2.23	0.00	8.40	5.62	55.44	2.23
ABZ7 (656)	ΜΔ	706	662	7.62	0.91	ΜΔ	110.76	7176	7.62
ABZ8 (665)*	ΜΔ	705	669	9.30	3.72	ΜΔ	132.31	7916	9.30
ABZ9 (679)*	ΜΔ	736	679	11.35	2.72	ΜΔ	135.9	4949	11.35
ORB1 (1059)	1121	1123	1059	6.04	0.00	12.13	8.62	17	6.04
ORB2 (888)	933	929	888	4.62	0.00	3.90	7.7	87	4.62
ORB3 (1005)	1054	1039	1005	3.38	0.00	9.58	8.6	16	3.38
ORB4 (1005)	1056	1047	1013	4.18	0.80	9.39	7.96	281	4.18
ORB5 (887)	899	971	889	9.47	0.23	4.53	6.56	15	9.47
BLV'95 – Balas <i>et al.</i> (1995)			DMU'97 – Demirkol <i>et al.</i> (1997)			BV'98 – Balas and Vazacopoulos (1998)			
BLV'95 – SUNSparc 330			DMU'97 – VAX 780 / 11			BV'98 – SUNSparc 330			
FT – Fisher and Thompson (1963)			LA – Lawrence (1984)			ORB – Applegate και Cook (1991)			
ABZ – Adams <i>et al.</i> (1988)									

(*) - Δεν έχει βρεθεί ακόμη η βέλτιστη λύση

ΜΔ – Μη Διαθέσιμα στοιχεία, () – Βέλτιστο makespan

Έχουν τέσσερα κύρια πλεονεκτήματα. Το πρώτο και ίσως το σημαντικότερο, είναι ότι χρησιμοποιούν και ποσοτική και ποιοτική γνώση στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Δεύτερον, είναι ικανά να παράγουν ευρετικούς αλγόριθμους που είναι σημαντικά πιο σύνθετοι από τους απλούς κανόνες ταξινόμησης που περιγράφονται ανωτέρω. Τρίτον, η επιλογή του καλύτερου ευρετικού αλγορίθμου μπορεί να βασιστεί στις πληροφορίες για ολόκληρο το κατάστημα εργασίας συμπεριλαμβανομένων των τρεχουσών εργασιών, των αναμενόμενων νέων εργασιών και της παρούσας κατάστασης των πόρων, των μεταφορέων των υλικών, της αποθήκης, και του προσωπικού. Τέταρτο, συλλαμβάνουν σύνθετες σχέσεις

στις νέες δομές δεδομένων και περιέχουν ειδικές τεχνικές για τον ισχυρό χειρισμό των πληροφοριών σε αυτές τις δομές δεδομένων.

Υπάρχουν, εντούτοις, σοβαρά μειονεκτήματα. Μπορούν να είναι χρονοβόρα κατά την κατασκευή και τον έλεγχο τους, καθώς επίσης και δύσκολα στη διατήρηση και την μετατροπή τους. Επιπλέον, δεδομένου ότι παράγουν μόνο εφικτές λύσεις, είναι σπάνια δυνατό να γνωρίζουμε πόσο κοντά είναι αυτή η λύση στη βέλτιστη. Τέλος, δεδομένου ότι είναι συνδεδεμένα άμεσα στο σύστημα το οποίο κατασκευάστηκαν να διαχειρίζονται, δεν μπορούν να δομηθούν κάτω από ένα γενικό πλαίσιο με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, είναι δηλαδή πολύ εξειδικευμένα.

2.2.4.1 Έμπειρα και γνωσιακά συστήματα

Τα έμπειρα και τα βασισμένα στη γνώση συστήματα αποτελούνται από δύο μέρη: μια βάση γνώσεων, και μια “μηχανή” εξόδου συμπερασμάτων που χρησιμοποιεί την παραπάνω βάση γνώσεων. Οι διάφορες μορφές της “γνώσης” που χρησιμοποιούν οι εμπειρογνώμονες, όπως οι κανόνες, οι διαδικασίες, οι ευρετικές μέθοδοι και άλλοι τύποι αφαιρετικών τεχνικών, συλλαμβάνονται στη βάση γνώσεων.

Τρεις τύποι γνώσεων συμπεριλαμβάνονται συνήθως: ο διαδικαστικός (procedural), ο δηλωτικός (declarative) και ο “μέτα” (meta). Η διαδικαστική γνώση είναι εξαρτώμενη από το πεδίο γνώσης για την επίλυση του προβλήματος. Η δηλωτική γνώση παρέχει τα δεδομένα εισόδου καθορίζοντας την περιοχή του προβλήματος. Η γνώση “μέτα”, είναι γνώση για το πώς να χρησιμοποιηθεί η διαδικαστική και η δηλωτική γνώση, για να λυθεί πραγματικά το πρόβλημα. Διάφορες δομές δεδομένων έχουν χρησιμοποιηθεί για να αντιπροσωπεύσουν τη γνώση στη βάση γνώσεων, συμπεριλαμβανομένων των σημασιολογικών δικτύων, των πλαισίων, των χειρογράφων, του κατηγορηματικού λογισμού και των κανόνων παραγωγής. Η μηχανή εξόδου συμπερασμάτων επιλέγει την εφαρμογή μιας στρατηγικής στις βάσεις γνώσεων να λύσει το πρόβλημα με το μικρότερο κόστος χρόνου και πόρων. Μπορεί επίσης να είναι αλυσιδωτή προς τα εμπρός (οδηγούμενη από τα στοιχεία) ή προς τα πίσω (οδηγούμενη από το στόχο).

Το ISIS, Fox (1983) ήταν το πρώτο σημαντικό έμπειρο σύστημα που στόχευσε συγκεκριμένα στο πρόβλημα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών. Το ISIS χρησιμοποίησε μια προσέγγιση συλλογισμού κατευθυνόμενη από τους περιορισμούς με τρεις κατηγορίες περιορισμών: τους οργανωτικούς στόχους, τους φυσικούς περιορισμούς και τους αιτιολογικούς περιορισμούς. Οι οργανωτικοί στόχοι που θεωρούνται αντικειμενικές συναρτήσεις που βασίζονται στην προθεσμία και την τρέχουσα εργασία. Οι φυσικοί

περιορισμοί αναφέρονται στις καταστάσεις όπου ένας πόρος είχε περιορισμένη ικανότητα επεξεργασίας. Οι διαδικαστικοί περιορισμοί και οι απαιτήσεις των πόρων ήταν χαρακτηριστικά παραδείγματα της τρίτης κατηγορίας. Διάφορα ζητήματα όσον αφορά τους περιορισμούς εξετάστηκαν όπως οι συγκρουόμενοι περιορισμοί, η σημασία ενός περιορισμού, οι αλληλεπιδράσεις των περιορισμών, η δημιουργία περιορισμών και η υποχρέωση ενός περιορισμού.

Το ISIS χρησιμοποίησε μια ιεραρχική αναζήτηση τριών επίπεδων, κατευθυνόμενη από τους περιορισμούς. Οι ακολουθίες εργασιών επιλέγονται στο επίπεδο 1. Μια ανάλυση δυνατοτήτων εκτελείται στο επίπεδο 2 για να καθοριστεί η διαθεσιμότητα των πόρων που απαιτούνται από την ακολουθία, ενώ ο λεπτομερής προγραμματισμός των εργασιών εκτελείται στο επίπεδο 3. Το ISIS προβλέπει επίσης την δυνατότητα αλληλεπιδραστικής κατασκευής και αλλαγής των προγραμμάτων. Στη δυνατότητα αυτή, το ISIS χρησιμοποίησε τη γνώση περιορισμών του για να διατηρήσει τη συνέπεια του προγράμματος και για να προσδιορίσει το σχεδιασμό των αποφάσεων που θα οδηγούσαν σε περιορισμούς που δεν ικανοποιούνται.

Οι Wysk et al. (1986), ανέπτυξαν ένα ολοκληρωμένο έμπειρο σύστημα/προσομοιωτή προγραμμάτων αποκαλούμενο MPECS. Το έμπειρο σύστημα χρησιμοποίησε και προς τα εμπρός και προς τα πίσω ανάπτυξη για να επιλέξει ένα μικρό σύνολο ενδεχομένως καλών κανόνων από το προκαθορισμένο σύνολο κανόνων ταξινόμησης και άλλων ευρετικών μεθόδων στη βάση γνώσεων. Αυτοί οι κανόνες βελτιστοποιούν ένα ενιαίο μέτρο απόδοσης, αν και εκείνο το μέτρο θα μπορούσε να αλλάξει από την μια περίοδο προγραμματισμού στην επόμενη. Οι επιλεγμένοι κανόνες αξιολογούνται έπειτα ένας με τη χρήση προσομοίωσης ενός εργαστηριακού συστήματος παραγωγής. Εφόσον αξιολογηθούν όλοι οι κανόνες, ο καλύτερος κανόνας εφαρμόζεται στο σύστημα παραγωγής. Στο τέλος γινόταν συλλογή στοιχείων για την πραγματική απόδοση του κανόνα που εκτελέστηκε, τα οποία χρησιμοποιούνταν για την ενημέρωση της βάσης γνώσεως.

Οι ερευνητές κατάφεραν να δείξουν ότι ο περιοδικός επανα-προγραμματισμός καθιστά το σύστημα πιο προσαρμοστικό σε ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Το MPECS ήταν σημαντικό για διάφορους λόγους. Ήταν το πρώτο υβριδικό σύστημα για τη λήψη αποφάσεων που βασίζονται στην πραγματική ανατροφοδότηση από το κατάστημα εργασιών. Ενσωματώνει ένα ποσό γνώσης στη βάση γνώσεών του για να βελτιώνει τις μελλοντικές αποφάσεις. Τα ίδια συστήματα θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για να βελτιστοποιήσουν αρκετά διαφορετικά μέτρα απόδοσης. Τέλος, χρησιμοποίησε μια νέα, πολλαπλών βημάτων προσέγγιση, στο προγραμματισμό καταστημάτων εργασιών.

Άλλα παραδείγματα έμπειρων/βασισμένων στη γνώση συστημάτων προγραμματισμού που αναπτύχθηκαν είναι το OPIS , Smith (1995) και το SONIA, Le Pape (1995).

2.2.4.2 Κατανεμημένη ΤΝ: πράκτορες

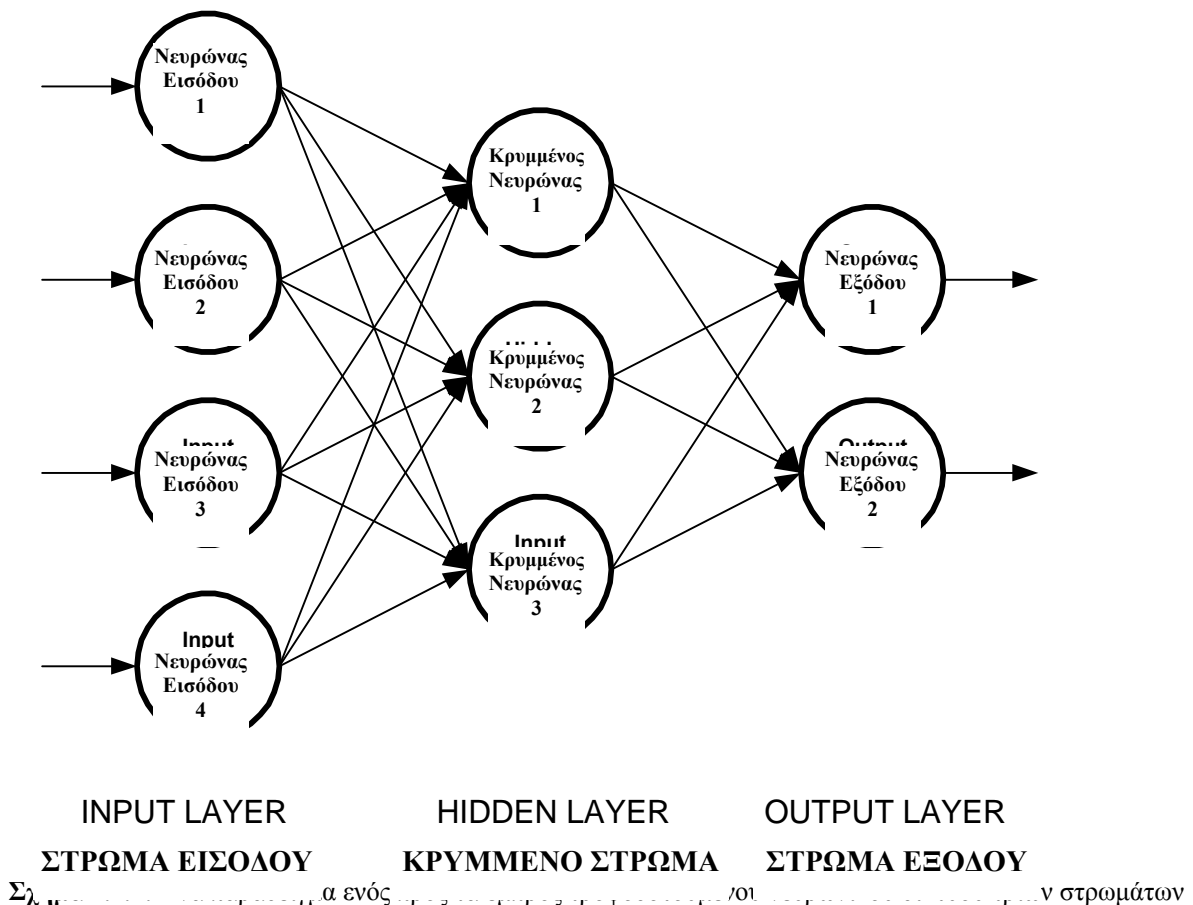
Λόγω της περιορισμένης γνώσης και δυνατότητας επίλυσης προβλημάτων ενός και μόνου έμπειρου ή βασισμένου στη γνώση συστήματος, αυτές οι προσεγγίσεις ΤΝ παρουσιάζουν δυσκολία επίλυσης στα μεγάλης κλίμακας προβλήματα προγραμματισμού. Για να εξετάσουν το γεγονός αυτό, οι ερευνητές ΤΝ έχουν αρχίσει επίσης να αναπτύσσουν κατανεμημένες προσεγγίσεις συστημάτων προγραμματισμού, Parunak et al (1985). Η ιδέα βασίζεται στο γνωστό ρητό “διαίρει και βασίλευε”. Αυτό απαιτεί την εφαρμογή μιας τεχνικής αποσύνθεσης προβλημάτων, όπως αυτές που περιγράφονται ανωτέρω, και την ανάπτυξη διαφορετικών έμπειρων/βασισμένων στη γνώση συστημάτων που μπορούν να συνεργαστούν για να λύσουν το γενικό πρόβλημα, Zhang και Zhang (1995). Η απάντηση της κοινότητας ΤΝ είναι το παράδειγμα των "πρακτόρων". Ένας πράκτορας είναι μια μοναδική διαδικασία λογισμικού που λειτουργεί ασύγχρονα με άλλους πράκτορες και αποτελεί ολοκληρωμένο βασισμένο στη γνώση σύστημα. Το σύνολο των πρακτόρων σε ένα σύστημα μπορεί να είναι ετερογενές όσον αφορά τη μακροπρόθεσμη γνώση, τα κριτήρια αξιολόγησης των λύσεων, ή τους στόχους, καθώς επίσης και τις γλώσσες, τους αλγόριθμους και τις απαιτήσεις υπολογιστικών πόρων. Η ενσωμάτωση πολλών πρακτόρων που επιλέγονται από μια "βιβλιοθήκη" δημιουργεί ένα σύστημα πολυ-πρακτόρων (multi-agent system).

Παραδείγματος χάριν, ένα τέτοιο σύστημα θα μπορούσε να περιλάβει δύο τύπους πρακτόρων: στόχων και πόρων. Κάθε πράκτορας στόχου να είναι αρμόδιος για το σχεδιασμό μιας ορισμένης κατηγορίας στόχων όπως ο χειρισμός των υλικών, η κατεργασία, ή η επιθεώρηση, σε εκείνους τους πόρους που είναι ικανοί να πραγματοποιήσουν εκείνους τους στόχους. Αυτό μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας οποιοδήποτε μέτρο απόδοσης σχετικό με τους στόχους, όπως η ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης. Κάθε πράκτορας πόρων μπορεί να είναι αρμόδιος για έναν μόνο πόρο ή μια κατηγορία πόρων. Οι πράκτορες στόχων πρέπει να στείλουν τα αιτήματα των πόρων τους στον κατάλληλο πράκτορα πόρων, μαζί με το σύνολο διαδικασιών που εκτελούνται από εκείνο τον πόρο, Daouas et al (1995). Κατά την παραλαβή ενός τέτοιου αιτήματος, ο πράκτορας πόρων πρέπει να παραγάγει ένα νέο πρόγραμμα εργασιών χρησιμοποιώντας τα μέτρα απόδοσής του, όπως η μεγιστοποίηση της χρησιμοποίησης, τα οποία περιλαμβάνει αυτό το αίτημα. Ο πράκτορας πόρων θα χρησιμοποιήσει τα αποτελέσματα για να αποφασίσει εάν για να δεχτεί αυτό το νέο αίτημα ή

όχι. Για να αποφευχθεί η κατάσταση όπου κανένας πόρος δεν θα δεχτεί ένα αίτημα, θα πρέπει να αναπτυχθούν μηχανισμοί συντονισμού.

2.2.5 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, αποκαλούμενα επίσης διασυνδέτες (connectionist) ή καταναμημένα μοντέλα παράλληλης επεξεργασίας, έχουν μελετηθεί για πολλά έτη σε μία προσπάθεια να αντιγραφούν οι ικανότητες εκμάθησης και πρόβλεψης του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα πρότυπα ΤΝΔ διακρίνονται από την τοπολογία δικτύων, τα χαρακτηριστικά των κόμβων, και την κατάρτιση ή τους κανόνες εκμάθησης. Ένα παράδειγμα ενός, προς-τα-εμπρός τροφοδοτούμενου ΤΝΔ τριών στρωμάτων παρουσιάζεται στο σχήμα 2.2.1.



2.2.5.1 ΤΝΔ εποπτευόμενης εκμάθησης (Supervised learning NN's)

Τα νευρωνικά δίκτυα εποπτευόμενης εκμάθησης, με τη βοήθεια παλαιότερων δεδομένων, προσπαθούν να συλλάβουν τις επιθυμητές σχέσεις μεταξύ των εισόδων και των εξόδων. Η τεχνική προς-τα-πίσω διάδοσης των σφαλμάτων (back-propagation) είναι η πιο

δημοφιλής και ευρέως χρησιμοποιημένη διαδικασία εποπτευόμενης εκμάθησης. Η τεχνική back-propagation, Rumelhart et al (1986) και Werbos (1995), εφαρμόζει την τεχνική μέγιστης κατάβασης στο προς-τα-εμπρός τροφοδοτούμενο δίκτυο για να αλλάξει ένα σύνολο βαρών έτσι ώστε κάποια συνάρτηση κόστους να μπορεί να ελαχιστοποιηθεί. Η συνάρτηση κόστους, που εξαρτάται μόνο από τα βάρη (w) και τα πρότυπα εκπαίδευσης του δικτύου, καθορίζεται από:

$$C(w) = 1/2 \sum (T_{ij} - O_{ij}) \quad (2.2.1)$$

όπου T είναι η επιθυμητή τιμή, O είναι η έξοδος του δικτύου, το i αντιπροσωπεύει τους κόμβους της εξόδου, και το j αντιπροσωπεύει τα πρότυπα εκπαίδευσης του δικτύου.

Από τη στιγμή που το δίκτυο "διαδώσει" τις τιμές εισόδου στο στρώμα εξόδου, το σφάλμα μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της πραγματικής εξόδου θα διαδοθεί προς-τα-πίσω στο προηγούμενο στρώμα. Στα κρυμμένα στρώματα, το σφάλμα για κάθε κόμβο υπολογίζεται από το σταθμισμένο άθροισμα των σφαλμάτων στους κόμβους του επόμενου στρώματος. Σε δίκτυο τριών στρωμάτων, το επόμενο στρώμα σημαίνει το στρώμα εξόδου. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι συνήθως μια σιγμοειδής συνάρτηση με τα βάρη να τροποποιούνται σύμφωνα με τις παρακάτω σχέσεις:

$$\Delta w_{ij} = \eta X_j (1 - X_j) (T_j - X_j) X_i \quad (2.2.2)$$

ή

$$\Delta w_{ij} = \eta X_j (1 - X_j) (\sum \delta_k w_{jk}) X_i \quad (2.2.3)$$

όπου w_{jk} είναι βάρος από τον κόμβο j στον κόμβο k , η είναι ο ρυθμός εκμάθησης, X_j είναι η έξοδος του κόμβου j , T_j είναι η επιθυμητή τιμή του κόμβου j και δ_k είναι η συνάρτηση σφάλματος του κόμβου k .

Εάν j είναι το στρώμα εξόδου, χρησιμοποιείται η σχέση (2.2.2). Εάν j είναι τα κρυμμένα στρώματα, χρησιμοποιείται η σχέση (2.2.3). Τα βάρη ενημερώνονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται η συνάρτηση κόστους σε κάθε βήμα. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι το σφάλμα μεταξύ των προβλεφθέντων και των πραγματικών εξόδων να είναι μικρότερο από ένα προκαθορισμένο ποσό ανοχής.

Ο Rabelo (1990), ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε νευρωνικά δίκτυα back-propagation για να λύσει το πρόβλημα του προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών με διάφορους τύπους εργασιών, παρουσιάζοντας διαφορετικά σχέδια άφιξης, σχέδια διαδικασιών, ακολουθίες προτεραιότητας και μεγέθη παρτίδων. Διάφορα παραδείγματα εκπαίδευσης παρήχθησαν για να εκπαιδεύσουν το νευρωνικό δίκτυο έτσι ώστε να επιλέξει το

σωστό χαρακτηρισμό για τα περιβάλλοντα κατασκευής που είναι κατάλληλα για τις διάφορες πολιτικές προγραμματισμού και τα επιλεγμένα κριτήρια απόδοσης. Προκειμένου να παραχθούν τα παραδείγματα εκπαίδευσης, πραγματοποιήθηκε μια προσομοίωση απόδοσης των κανόνων αποστολής διαθέσιμων για το σύστημα κατασκευής. Τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύθηκαν για προβλήματα που περιλαμβάνουν 3, 4, 5, 8, 10 και 20 μηχανές.

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση, αναπτύχθηκε μια ειδική βάση δεδομένων εισόδου. Αυτή η βάση περιείχε μαζί και τα χαρακτηριστικά των εργασιών (όπως τους τύπους εργασιών, τον αριθμό εργασιών που αντιστοιχεί σε κάθε τύπο, τη δρομολόγηση των εργασιών, τις προθεσμίες και τους χρόνους επεξεργασίας) και τα χαρακτηριστικά του καταστήματος εργασιών (όπως τον αριθμό των μηχανών και τη δυνατότητα επεξεργασίας τους). Η έξοδος του νευρωνικού δικτύου αντιπροσώπευσε τη σχετική ταξινόμηση των διαθέσιμων κανόνων ταξινόμησης για το συγκεκριμένο πρόβλημα προγραμματισμού και τα επιλεγμένα κριτήρια απόδοσης. Τα νευρωνικά δίκτυα εξετάστηκαν σε πολυάριθμα προβλήματα και η απόδοσή τους (από την άποψη της ελαχιστοποίησης της μέσης καθυστέρησης: $\bar{T}_i = 1/n \max(C_i - d_i, 0)$) ήταν πάντα καλύτερη από κάθε μεμονωμένο κανόνα ταξινόμησης (25% - 50%).

2.2.5.2 ΤΝΔ χαλάρωσης ή προσέλκυσης (Relaxation or attractor models)

Τα νευρωνικά δίκτυα που βασίζονται στα μοντέλα χαλάρωσης καθορίζονται από τις συναρτήσεις ενέργειας. Είναι συστήματα που “χαλαρώνουν” (μειώνουν την ενέργειά τους) από την είσοδο στην έξοδο κατά μήκος ενός προκαθορισμένου ενεργειακού περιγράμματος. Τα νευρωνικά δίκτυα Hopfield, Hopfield και Tank (1985) είναι ένα κλασσικό παράδειγμα ενός προτύπου χαλάρωσης που έχει χρησιμοποιηθεί για να λύσει κάποια κλασσικά, προβλήματα προγραμματισμού, Foo και Takefuji (1988). Τα δίκτυα Hopfield δύο διαστάσεων, χρησιμοποιήθηκαν για να λύσουν προβλήματα την 4-εργασιών και 3-μηχανών και 10-εργασιών και 10-μηχανών, Zhou et al. 1990). Επεκτάθηκαν μέσα σε 3 διαστάσεις, Lo και Bavarian (1991), για να συμπεριλάβουν τις εργασίες $i = \{1, \dots, I\}$, τις μηχανές $j = \{1, \dots, J\}$ και το χρόνο $t = \{1, \dots, T\}$. Σε κάθε περίπτωση, ο στόχος ήταν να ελαχιστοποιηθεί το κριτήριο **makespan**, (δηλαδή, ο συνολικός χρόνος να ολοκληρωθούν όλες οι εργασίες), το οποίο ορίζεται ως εξής:

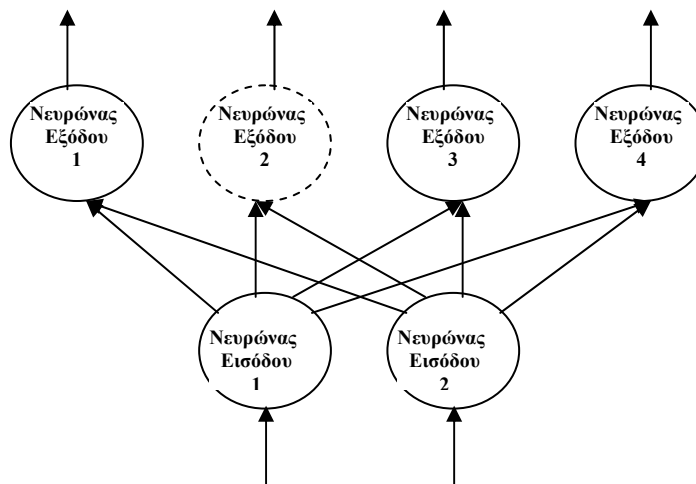
$$E = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^T v_{ijt} (t + T_{ij} - 1) \quad (2.2.4)$$

όπου v_{ijt} είναι η έξοδος (1 ή 0) του νευρώνα ijt και T_{ij} είναι ο χρόνος που απαιτείται από τη μηχανή j να ολοκληρώσει την εργασία i .

Λόγω ενός μεγάλου αριθμού μεταβλητών που περιλαμβάνονται στην παραγωγή ενός εφικτού προγράμματος, αυτές οι προσεγγίσεις δημιουργούν τεράστιο υπολογιστικό φόρτο και παραγάγουν συχνά ανέφικτες λύσεις. Συνεπώς, δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να λύσουν ρεαλιστικά προβλήματα προγραμματισμού.

2.2.5.3 ΤΝΔ μη εποπτευόμενης εκμάθησης (Ανταγωνιστικά δίκτυα)

Τα ανταγωνιστικά νευρωνικά δίκτυα αποδίδουν πολύ καλά στην ταξινόμηση ή τη συγκέντρωση των δεδομένων εισόδου. Μπορούν επίσης να εφαρμοστούν στα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών. Το σχήμα 2.2.2 παρουσιάζει ένα ανταγωνιστικό δίκτυο δύο στρωμάτων με δύο εισόδους και τέσσερις εξόδους.



Σχήμα 2.2.2: Ένα παράδειγμα ενός μη εποπτευόμενου νευρωνικού δικτύου (ανταγωνιστικό δίκτυο) με δύο νευρώνες εισόδου που συνδέονται με τέσσερις νευρώνες εξόδου. Ο νευρώνας εξόδου που αποκρίνεται ο εντονότερα στις τιμές των μονάδων εισόδου (στην περίπτωση αυτή ο νευρώνας εξόδου 2), εκπαιδεύεται στη συνέχεια για να ενισχύσει αυτές τις συνδέσεις.

Αυτά τα μη εποπτευόμενα νευρωνικά δίκτυα δρουν από μόνα τους έτσι ώστε βρουν έναν χρήσιμο συσχετισμό στα δεδομένα εισόδου. Ένα σύνολο n δεδομένων I διαστάσεων παρουσιάζεται στο δίκτυο, το οποίο ρυθμίζει προσαρμοστικά τα βάρη του. Αυτή η διαδικασία παρουσίασης εισόδων επαναλαμβάνεται έως ότου το δίκτυο φτάσει στην κατάσταση ισορροπίας, δηλαδή κάθε μονάδα εξόδου ενεργοποιείται μόνο για ένα ιδιαίτερο υποσύνολο των υποδειγμάτων εισόδου. Δεδομένου ότι οι κατηγορίες ή οι ομάδες δεν είναι γνωστές εκ των προτέρων, το δίκτυο πρέπει να τις ανακαλύψει. Παραλλαγές αυτών των νευρωνικών

δικτύων έχουν χρησιμοποιηθεί για να λύσουν το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών. Για παράδειγμα, οι Bourret et al. (1989), εφάρμοσαν μερικές από αυτές τις αρχές για να αναπτύξουν ένα νευρωνικό δίκτυο που ήταν σε θέση να προγραμματίσει βέλτιστα τα χρονικά διαστήματα εκπομπής δορυφόρων χαμηλού επιπέδου, σε μια ή περισσότερες κεραίες. Το νευρωνικό δίκτυο ήταν σε θέση να λάβει υπόψη ότι κάθε δορυφόρος έχει δεδομένη προτεραιότητα και διάφορους άλλους λειτουργικούς περιορισμούς.

Οι εφαρμογές των ΤΝΔ στον προγραμματισμό εργασιών θα αναλυθούν περαιτέρω στο 5^ο κεφάλαιο.

2.2.6 Μέθοδοι τοπικής (γειτονικής) αναζήτησης – Neighborhood (local) search

Οι μέθοδοι τοπικής αναζήτησης είναι πολύ δημοφιλείς γιατί παρέχουν καλές λύσεις και προσφέρουν δυνατότητες που ενισχύονται όταν συνδυάζονται με άλλες ευρετικές τεχνικές. Οι Wilkerson και Irwin (1971) ανέπτυξαν μιας από τις πρώτες διαδικασίες τοπικής αναζήτησης. Η μέθοδος αυτή είχε τη δυνατότητα να προσθέτει, επαναληπτικά, μικρές αλλαγές ("διαταραχές") σε ένα αρχικό πρόγραμμα, το οποίο λαμβάνεται από οποιαδήποτε ευρετική μέθοδο. Βασιζόμενες στη έννοια της "αναρρίχησης" σε μια λύση, αυτές οι τεχνικές συνεχίζουν να δημιουργούν "διαταραχές" και να αξιολογούν τα προγράμματα έως ότου δεν υπάρχει καμία βελτίωση στην αντικειμενική συνάρτηση.

Όταν αυτό συμβεί, η διαδικασία ολοκληρώνεται. Οι πιο δημοφιλείς τεχνικές που ανήκουν σε αυτήν την οικογένεια περιλαμβάνουν την αναζήτηση ταμπού, την προσομοιωμένη ανόπτηση, και τους γενετικούς αλγορίθμους. Κάθε μια από αυτές έχει τις δικές τις μεθόδους για τη δημιουργία "διαταραχών", κανόνες σταματήματος και μεθόδους για την αποφυγή τοπικών βέλτιστων.

2.2.6.1 Αναζήτηση ταμπού (Tabu search)

Η βασική ιδέα της αναζήτησης ταμπού, Glover (1989, 1990), είναι να ερευνηθεί το διάστημα αναζήτησης όλων των εφικτών λύσεων προγραμματισμού από μια ακολουθία μετακινήσεων. Μια μετακίνηση από ένα πρόγραμμα σε ένα άλλο πρόγραμμα γίνεται με την αξιολόγηση όλων των υποψηφίων και την επιλογή του καλύτερου διαθέσιμου, ακριβώς όπως και στις τεχνικές "κατάβασης". Μερικές μετακινήσεις είναι ταξινομημένες ως ταμπού (δηλαδή είναι απαγορευμένες), επειδή είτε παγιδεύουν την αναζήτηση σε ένα τοπικό βέλτιστο, ή οδηγούν σε ανακύκλωση (επαναλαμβάνοντας μέρος της αναζήτησης). Αυτές οι μετακινήσεις τοποθετούνται μέσα σε ένα "λίστα ταμπού", η οποία έχει κατασκευαστεί από όλες τις μετακινήσεις που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της αναζήτησης. Αυτές οι

κινήσεις ταμπού οδηγούν την διερεύνηση του διαστήματος αναζήτησης μακριά από την παλαιά περιοχή λύσης (τοπικό βέλτιστο). Οι μέθοδοι αναζήτησης ταμπού έχουν αρχίσει να εξελίσσονται σε πιο προηγμένα πλαίσια που περιλαμβάνουν πιο μακροπρόθεσμους μηχανισμούς μνήμης. Αυτά τα προηγμένα πλαίσια αναφέρονται μερικές φορές ως Προγραμματισμός Προσαρμοστικής Μνήμης (AMP), Glover (1996).

Οι μέθοδοι αναζήτησης ταμπού έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς στα προβλήματα προγραμματισμού και για την επίλυση των προβλημάτων μικτού ακέραιου προγραμματισμού. Οι Nowicki και Smutnicki (1996), εφάρμοσαν τις μεθόδους αναζήτησης ταμπού για προβλήματα προγραμματισμού σε καταστήματα εργασίας και καταστήματα ρόης. Ο Vaessens (1996), έδειξε ότι οι μέθοδοι αναζήτησης ταμπού (σε περιπτώσεις προγραμματισμού συγκεκριμένων καταστημάτων εργασίας) είναι ανώτερες από άλλες προσεγγίσεις όπως η προσομοιωμένη απόπτωση, οι γενετικοί αλγόριθμοι, και τα νευρωνικά δίκτυα.

2.2.6.2 Προσομοιωμένη απόπτωση (simulated annealing)

Η προσομοιωμένη απόπτωση βασίζεται στην αναλογία της φυσικής διαδικασίας της ψύξης και την ανακρυστάλλωση των μετάλλων. Το μέταλλο θερμαίνεται πολύ γρήγορα σε υψηλή θερμοκρασία και στη συνέχεια αφήνεται να κρυώσει με αργό ρυθμό για να αποκτήσει μια καθαρή κρυσταλλική δομή με μια ελάχιστη ενέργεια, έτσι ώστε ο αριθμός των θραυσμάτων και των ανωμαλιών στη δομή του να είναι ο ελάχιστος δυνατός. Πρώτα η υψηλή θερμοκρασία επιταχύνει την κίνηση των μορίων και στη συνέχεια, κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ψύξης, μπορούν να βρουν τη βέλτιστη θέση τους μέσα στο κρυσταλλικό πλέγμα, Rojas (1993).

Καθώς η θερμοκρασία ελαττώνεται, τα μόρια χάνουν σταδιακά την ενέργειά που πήραν κατά το πρώτο στάδιο της διαδικασίας. Παρόλα αυτά, λόγω μιας τυχαίας θερμοδυναμικής, εξαρτώμενης από τη θερμοκρασία, συνιστώσας μερικά από αυτά μπορούν να φτάσουν σε ένα υψηλότερο επίπεδο ενέργειας σε σχέση με αυτό που βρισκόταν πριν. Αυτές οι τοπικές ενεργειακές διακυμάνσεις επιτρέπουν στα μόρια να εγκαταλείπουν τυχόν ενεργειακά τοπικά ελάχιστα και να φτάνουν σε χαμηλότερα ενεργειακά επίπεδα.

Η τρέχουσα κατάσταση του θερμοδυναμικού συστήματος είναι ανάλογη με την παρούσα λύση, η ενεργειακή εξίσωση για το θερμοδυναμικό σύστημα είναι ανάλογη με την αντικειμενική συνάρτηση, και η κατάσταση ελάχιστης ενέργειας είναι ανάλογη με το ολικό βέλτιστο. Εκτός από τη ολική ενέργεια J , υπάρχει μια ολική θερμοκρασία T , η οποία ελαττώνεται καθώς οι επαναλήψεις προχωρούν. Χρησιμοποιώντας αυτήν την αναλογία, η

τεχνική παράγει τυχαία νέα προγράμματα με τη βοήθεια της κατανομής πιθανότητας του συστήματος, Kirkpatrick et al. (1983):

$$P_j \propto \exp(-T(\Delta J^* - \Delta J_j)/K) \quad (2.2.5)$$

όπου το P_j αντιπροσωπεύει την πιθανότητα της αποδοχής της κίνησης j μεταξύ των άλλων κινήσεων της γειτονιάς. Το ΔJ^* αντιπροσωπεύει τη βελτίωση της αντικειμενικής συνάρτησης για την καλύτερη επιλογή και το ΔJ_j αντιπροσωπεύει τη βελτίωση για την επιλογή j . Το K είναι ένας παράγοντας κανονικοποίησης. Δεδομένου ότι μπορούν να γίνουν αποδεκτές αυξήσεις στην ενέργεια του συστήματος, ο αλγόριθμος είναι σε θέση να δραπετεύει από τα τοπικά ελάχιστα.

Η προσομοιωμένη ανόπτηση έχει εφαρμοστεί αποτελεσματικά στο πρόβλημα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών. Οι Vakharia και Chang (1990), ανέπτυξαν ένα σύστημα προγραμματισμού βασισμένο στην προσομοιωμένη ανόπτηση για την κατασκευή των κυττάρων. Οι Jeffcoat και Bulfin (1993), εφάρμοσαν την προσομοιωμένη ανόπτηση σε ένα πρόβλημα προγραμματισμού περιορισμένων πόρων. Τα αποτελέσματα των υπολογισμών τους έδειξαν ότι η διαδικασία προσομοιωμένης ανόπτησης παρείχε τα καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με άλλες διαδικασίες τοπικής αναζήτησης.

Ο πίνακας 2.2.10, παρουσιάζει τα αποτελέσματα της μεθόδου στα υποδείγματα σύγκρισης επιδόσεων ft06, ft10, ft20 και la21, Käschel et al. (1999). Ως κριτήριο περάτωσης του αλγορίθμου, επελέγη ο μέγιστος αριθμός των επαναλήψεων ίσος με 600000. Για να παραχθεί η αρχική τιμή της θερμοκρασίας K_0 δοκιμάστηκαν δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις. Πρώτον, το K_0 τέθηκε ίσο με $K_0 = 1000 \times ub$ και δεύτερο $K_0 = bu$, όπου bu = άνω όριο. Η δεύτερη προσέγγιση απέδωσε καλύτερα. Το $K_{τελικό}$ τέθηκε ίσο με 1 και στις δυο περιπτώσεις.

Πίνακας 2.2.10: Αποτελέσματα της μεθόδου της προσομοιωμένης ανόπτησης στα υποδείγματα ft06, ft10, ft20 και la21

Κανόνας ταξινόμησης	Min{ C_{\max} }	Max{ C_{\max} }	\bar{C}_{\max}	t_{CPU}
ft06 (55)	55	59	55.1	<1
ft10 (930)	930	990	953.5	302
ft20 (1165)	1165	1236	1183.4	311
la21 (1046)	1053	1171	1093.9	430

Πηγή: “Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods”, Käschel et al. (1999)

2.2.6.3 Γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic algorithms)

Οι γενετικοί αλγόριθμοι (GA) είναι μια μεθοδολογία βελτιστοποίησης είναι ευθέως ανάλογη με τη θεωρία της φυσικής επιλογής του Δαρβίνου και των μεταλλάξεων στη

βιολογική αναπαραγωγή. Σε γενικές γραμμές, οι γενετικοί αλγόριθμοι κωδικοποιούν μια παράλληλη αναζήτηση μέσω του διαστήματος εννοιών, με κάθε διαδικασία που επιχειρεί τοπική αναζήτηση, Goldberg (1988). Οι περιπτώσεις μιας έννοιας αντιστοιχούν στα άτομα ενός είδους. Οι προκληθέντες αλλαγές και οι επανασυνδυασμοί αυτών των εννοιών εξετάζονται με τη βοήθεια μιας συνάρτησης αξιολόγησης για να γίνει φανερό ποιες από αυτές θα επιζήσουν στην επόμενη γενεά. Η χρήση των γενετικών αλγορίθμων απαιτεί πέντε συστατικά:

1. Ένα τρόπο κωδικοποίησης των λύσεων στο πρόβλημα – σταθερή σειρά μήκους των συμβόλων.
2. Μια συνάρτηση αξιολόγησης που επιστρέφει μια εκτίμηση για κάθε λύση.
3. Ένα τρόπο αρχικοποίησης του πληθυσμού των λύσεων.
4. Τελεστές που μπορούν να εφαρμοστούν στους γονείς όταν αναπαράγονται για να αλλάξουν τη γενετική σύνθεσή τους όπως η διασταύρωση (δηλαδή, η ανταλλαγή ενός τυχαία επιλεγμένου τμήματος μεταξύ των γονέων), η μετάλλαξη (δηλαδή, η τροποποίηση γονιδίων), κ.τ.λ.
5. Ορισμός παραμέτρων για τον αλγόριθμο, τους τελεστές, κ.ο.κ.

Διάφορες προσεγγίσεις έχουν χρησιμοποιηθεί στην εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων (GA) στο πρόβλημα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών, Davis (1985), Goldberg και Lingle (1985), Starkweather et al. (1992):

Η πρώτη μέθοδος ΓΑ που εφαρμόστηκε στο πρόβλημα Π_J προέρχεται από τον Davis (1985). Η τεχνική του συγγραφέα έγκειται στην κατασκευή μιας προτιμητέας ακολουθίας διεργασιών σε κάθε μηχανή. Η προσέγγιση αυτή επεκτάθηκε περαιτέρω από τους Falkenauer και Bouffouix (1991), οι οποίοι κωδικοποίησαν τις διεργασίες σε μια λίστα προτίμησης που αποτελούνταν από μια σειρά συμβόλων. Οι Della Croce et al. (1995), υιοθέτησαν επίσης την παραπάνω μέθοδο κωδικοποίησης και του συντελεστή μετάλλαξης και την ενίσχυσαν με μια μέθοδο προ-εξέτασης, προκειμένου να παράγουν ενεργά προγράμματα. Μια από τις πιο πρόσφατες αναπαραστάσεις λίστας προτίμησης είναι αυτή των Kobayashi et al. (1995), όπου ένα χρωμόσωμα αποτελείται από μια αλληλουχία συμβόλων μήκους n και κάθε σύμβολο καθορίζει τη διεργασία που θα εκτελεστεί σε μια μηχανή. Οι Tamaki και Nishikawa (1992), εφάρμοσαν μια αναπαράσταση του προβλήματος Π_J η οποία βασίζεται στο γράφημα διαζευκτικής αναπαράστασης. Ένα χρωμόσωμα αποτελείται από μια δυαδική αλληλουχία συμβόλων η οποία αντιστοιχεί σε μια λίστα προτίμησης διαζευκτικών τόξων.

Οι Nakano και Yamada (1991), εφάρμοσαν μια δυαδική κωδικοποίηση, η οποία βασίζεται στη σχέση προτεραιοτήτων των διεργασιών στην ίδια μηχανή. Υιοθετήθηκε επίσης, μια στρατηγική που ονομάζεται “forcing”, η οποία τροποποιεί ένα χρωμόσωμα εάν μια διεργασία μετακινηθεί προς τα αριστερά στην ακολουθία εκτέλεσης των εργασιών σε μια μηχανή. Οι Yamada and Nakano (1992), μπόρεσαν να βελτιώσουν την τεχνική αυτή με την εισαγωγή ενός τελεστή διασταύρωσης που καλείται GA/GT και βασίζεται στον αλγόριθμο των Giffler και Thompson (1960). Εδώ το χρωμόσωμα αποτελείται από μια ακολουθία των χρόνων περάτωσης των διεργασιών σε μια μηχανή.

Μια από τις πιο πρόσφατες μελέτες, είναι αυτή των τυχαίων “κλειδιών” του Bean (1994). Για το πρόβλημα P_j (Norman και Bean 1997) κάθε γονίδιο (τυχαίο κλειδί) αποτελείται από δύο μέρη: ένα ακέραιο από το σύνολο $\{1, 2, \dots, m\}$ και ένα τυχαία παραγόμενο κλασματικό μέρος στο διάστημα $(0, 1)$. Το ακέραιο μέρος του γονιδίου είναι η ανάθεση της μηχανής, ενώ το κλασματικό μέρος, σε αύξουσα διάταξη, καθορίζει την θέση της διεργασίας στην ακολουθία της κάθε μηχανής.

Ο Bierwirth (1995), δημιούργησε ένα ΓΑ γενικευμένων αντιμεταθέσεων προκειμένου να βελτιώσει τις υπάρχουσες μεθόδους. Ένα χρωμόσωμα αναπαριστά μια ακολουθία εργασιών. Πιο πρόσφατα ο Shi (1997), εφάρμοσε μια τεχνική διασταύρωσης η οποία διαιρεί με τυχαίο τρόπο, ένα τυχαία επιλεγμένο ζεύγος γονιδίων σε δύο υποσύνολα, από τα οποία δημιουργούνται οι απόγονοι.

Οι Starkweather et al. (1993), ήταν οι πρώτοι που χρησιμοποίησαν γενετικούς αλγορίθμους για να λύσουν ένα πρόβλημα προγραμματισμού καταστήματος εργασίας δύο κριτηρίων σε μια πραγματική γραμμή παραγωγής. Εκείνα τα κριτήρια ήταν η ελαχιστοποίηση του μέσου αποθέματος στις εγκαταστάσεις και η ελαχιστοποίηση του μέσου χρόνου αναμονής έτσι ώστε να επιλεγεί μια ακολουθία εργασιών. Αυτά τα κριτήρια συσχετίζονται αρνητικά (όσο μεγαλύτερο το απόθεμα, τόσο μικρότερη η αναμονή και αντίστροφα). Για να μοντελοποιηθεί το πρόβλημα παραγωγής/μεταφοράς, μια συμβολική κωδικοποίηση χρησιμοποιήθηκε για κάθε μέλος (χρωμόσωμα) του πληθυσμού. Στο μοντέλο αυτό, οι παραγγελίες των πελατών παριστάνονται από διακριτούς ακέραιους αριθμούς. Επομένως, κάθε μέλος του πληθυσμού είναι μια μετάλλαξη των παραγγελιών των πελατών.

Ο γενετικός αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για να λύσει αυτό το πρόβλημα βασίστηκε στους τυφλούς ανα-συνδυαζόμενους τελεστές. Αυτός ο τελεστής ανα-συνδυασμού δίνει έμφαση στις πληροφορίες για τη σχετική σειρά των στοιχείων στη μετάλλαξη, επειδή αυτό επηρεάζει και το απόθεμα και το χρόνο αναμονής. Μια ενιαία συνάρτηση αξιολόγησης (ένα σταθμισμένο άθροισμα των δύο κριτηρίων) χρησιμοποιήθηκε για να ταξινομήσει κάθε

μέλος του πληθυσμού. Η ταξινόμηση βασίστηκε σε μια on-line προσομοίωση των διαδικασιών της εγκατάστασης. Αυτή η προσέγγιση δημιούργησε προγράμματα που παρήγαγαν επίπεδα αποθεμάτων και χρόνους αναμονής που ήταν αποδεκτοί από τον υπεύθυνο παραγωγής. Επιπλέον, η ενοποίηση του γενετικού αλγορίθμου με τη on-line προσομοίωση κατέστησε δυνατή την άμεση αντίδραση στη δυναμική του συστήματος.

Αυτές οι εφαρμογές ενισχύουν την άποψη για τη χρησιμοποίηση των γενετικών αλγορίθμων ως μεμονωμένης τεχνικής. Αυτό έχει περιορίσει το επίπεδο πολυπλοκότητας των προβλημάτων που λύνονται καθώς και του βαθμού επιτυχίας τους. Πρόσφατες ερευνητικές δημοσιεύσεις έχουν καταδείξει την ευαισθησία των γενετικών αλγορίθμων στον αρχικό πληθυσμό. Όταν ο αρχικός πληθυσμός παράγεται τυχαία, οι γενετικοί αλγόριθμοι αποδεικνύονται λιγότερο αποδοτικοί από τους αλγόριθμους ανόπτησης, αλλά καλύτεροι από τις μεμονωμένες ευρετικές μεθόδους. Εντούτοις, εάν ο αρχικός πληθυσμός παράγεται από μια ευρετική μέθοδο, οι γενετικοί αλγόριθμοι αποκτούν ή ακόμα ξεπερνούν τα ποσοστά επιτυχίας των αλγορίθμων ανόπτησης. Επιπλέον, η ενοποίηση των γενετικών αλγορίθμων με άλλες διαδικασίες αναζήτησης (π.χ., αναζήτηση ταμπού) έχει ενισχύσει τις ικανότητες και των δύο. Το γεγονός αυτό δεν αποτελεί έκπληξη, δεδομένου ότι είναι σύμφωνο με τα αποτελέσματα από τη μη γραμμική βελτιστοποίηση. Με απλά λόγια, εάν η αναζήτηση ξεκινήσει κοντά στη βέλτιστη λύση, τότε είναι πιθανότερο να βρεθεί το βέλτιστο από ότι στην αντίθετη περίπτωση.

Παρά την πληθώρα των πολύπλοκων μοντέλων που έχουν εφαρμοστεί στο Π_J από τους ερευνητές των ΓΑ, τα αποτελέσματα είναι φτωχά. Αρκετές εργασίες οδηγούν στο συμπέρασμα ότι οι ΓΑ δεν έχουν καλή εφαρμογή ως μοντέλα επίλυσης εκλεπτυσμένων προβλημάτων που κινούνται πολύ κοντά στη βέλτιστη λύση (Dorndorf και Pesch 1995, Bierwirth 1995), καθώς οι τελεστές διασταύρωσης γενικά χάνουν την αποτελεσματικότητά τους προκειμένου να παράγουν εφικτά προγράμματα. Προκειμένου να ξεπεραστούν κάποια από αυτά τα προβλήματα εφαρμόστηκε μέσα στη στρατηγική των ΓΑ, μια μορφή Εξελικτικού Λογισμού γνωστή ως Γενετική Τοπική Αναζήτηση (GLS ή τοπική αναζήτηση βάσει πληθυσμού ή μιμητική αναζήτηση) των Grefenstette (1987), Moscato (1989) και Ulder et al. (1991). Στην μέθοδο GLS ένας απόγονος που δημιουργείται από τους τελεστές του ΓΑ χρησιμοποιείται ως η αρχική λύση για την τοπική αναζήτηση, η οποία μεταβάλλει επαναληπτικά τον απόγονο αυτό, εωσότου επιτευχθεί μια τοπικά βέλτιστη λύση. Στη συνέχεια, το τοπικό βέλτιστο υποβάλλεται σε επεξεργασία, στην επόμενη γενιά, από τους τελεστές ανα-συνδυασμού του ΓΑ.

Η ανωτερότητα της μεθόδου GLS σε σχέση με τους ΓΑ επισημαίνεται από τους Della Croce et al. (1994), οι οποίοι ενσωμάτωσαν ποικίλες μορφές τοπικής αναζήτησης στο ΓΑ τους Della Croce et al. (1995) και παρείχαν βελτιωμένα αποτελέσματα (πίνακας 2.2.11). Μια από τις πιο γνωστές μελέτες πάνω στη μέθοδο GLS είναι αυτή των Dorndorf και Pesch (1995), οι οποίοι πρότειναν δύο προσεγγίσεις για την επίλυση του Π_J. Η πρώτη μέθοδος αφορά τον πιθανοκρατικό συνδυασμό 12 κανόνων ταξινόμησης και η δεύτερη προσέγγιση, αναφέρεται στον έλεγχο της επιλογής των κόμβων για την μέθοδο Μποτιλιαρίσματος SBII. Τα αποτελέσματα φανερώνουν ότι η δεύτερη προσέγγιση είναι καλύτερη.

Μια λεπτομερής ανάλυση της εφαρμογής των εξελικτικών τεχνικών στο πρόβλημα Π_J παρέχεται από τον Mattfeld (1996). Στη μελέτη αυτή, δημιουργούνται τρεις εξελικτικοί αλγόριθμοι ο ΓΑ1, ο ΓΑ2 και ο ΓΑ3. η απόδοση του ΓΑ3 είναι ανώτερη του ΓΑ2, η οποία με τη σειρά της είναι ανώτερη του ΓΑ1. Αυτό συμβαίνει επειδή ο ΓΑ1 είναι ένας απλός αλγόριθμος GLS, ο οποίος εφαρμόζει την γειτονική αναζήτηση των Dell'Amico και Trubian (1993). Ο ΓΑ2, από την άλλη πλευρά, ενσωματώνει αποστάσεις μεταξύ των χρωμοσωμάτων με όρους χωρικών πληθυσμών, ενώ ο ΓΑ3 εμφανίζει επιπλέον βελτιωμένη απόδοση ενσωματώνοντας κληρονομικότητα στη συμπεριφορά. Αυτό επιτρέπει στα χρωμοσώματα να προσαρμόζονται και να μεταλλάσσονται σύμφωνα με το περιβάλλον τους.

Οι Yamada and Nakano (1995β), παρήγαγαν δύο προγράμματα γονέων, όσο ξεχωριστά ήταν δυνατόν σε σχέση με τη απόσταση των διαζευκτικών διαγραμμάτων τους. Ξεκινώντας την αναζήτηση στον πρώτο γονέα, αντικατέστησαν επαναληπτικά την λύση στον τρέχοντα πληθυσμό με μια βελτιωμένη ακολουθία η οποία βασίζεται στο δεύτερο γονέα. Επιπλέον βελτιώσεις επήλθαν από τους Yamada and Nakano (1996β, γ).

Ο πίνακας 2.2.11, παρέχει μια συγκριτική ανάλυση των καλύτερων μεθόδων σε μερικά δύσκολα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων. Η πλειοψηφία των προσεγγίσεων ΓΑ εμφανίζει φτωχά αποτελέσματα λόγω των δυσκολιών που παρουσιάζουν με τους τελεστές διασταύρωση και την κωδικοποίηση των προγραμμάτων. Οι μέθοδοι GLS εκτός του ότι παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από τους ΓΑ, επιτυγχάνουν αυτά τα αποτελέσματα με μικρότερους πληθυσμούς, σε λιγότερες γενεές και είναι πιο στιβαρές, παρόλο που απαιτούν περισσότερο χρόνο σε κάθε επανάληψη, λόγω της τοπικής αναζήτησης. Οι καλύτερες μέθοδοι GLS, είναι αυτές που ενσωματώνονται με άλλες τεχνικές για παράδειγμα αυτές του Mattfeld (1996) και των Yamada και Nakano (1996β, γ). παρόλα αυτά για πολύ μεγάλα και δύσκολα υποδείγματα, ακόμα και οι μέθοδοι GLS δεν μπορούν να παρέχουν υπο-βέλτιστες λύσεις σε ένα αποδεκτό περιθώριο χρόνου (Mattfeld 1996).

Πίνακας 2.2.11: Συγκριτική ανάλυση αποτελεσμάτων των καλύτερων τεχνικών ΓΑ σε δύσκολα υποδείγματα μέτρησης αποδόσεων

Συνολικός χρόνος εκτέλεσης των εργασιών (makespan)							Χρόνος εκτέλεσης υπολογισμών (secs)					
	DTR'94	DTV'95	B'95	DP'95	Mf'96b	YN'96	DTR'94	DTV'95	B'95	DP'95	Mf'96b	YN'96
FT06 (55)	MΔ	55	55	55	55	55	MΔ	223	MΔ	19.7	6	MΔ
FT10 (930)	MΔ	946	936	938	930	930	MΔ	628	135	106.7	40	88
FT20 (1165)	MΔ	1178	1181	1178	1165	1165	MΔ	675	147	95.7	47	55
LA2 (655)	665	680	MΔ	666	655	MΔ	290.6	284	MΔ	16.4	16	MΔ
LA19 (842)	850	850	MΔ	848	842	MΔ	980	651	MΔ	161.3	29	MΔ
LA21 (1046)	1097	1097	MΔ	1074	1047	1046	1239	1062	MΔ	134.8	65	687.7
LA24 (935)	983	984	MΔ	957	938	935	1194	1045	MΔ	289.0	56	864.1
LA25 (977)	1018	1018	MΔ	1007	977	977	1150	1052	MΔ	228.9	52	765.6
LA27 (1235)	1299	1308	1269	1269	1236	1235	1848	1555	502	446.2	108	2364.75
LA29 (1152)	1236	1238	1233	1204	1180	1166	1963	1550	501	241.0	104	2400
LA36 (1268)	1305	1305	1297	1317	1269	MΔ	2237	1880	573	335.6	79	MΔ
LA37 (1397)	1482	1519	1447	1446	1402	MΔ	2214	1872	578	665.9	95	MΔ
LA38 (1196)	1266	1273	1251	1241	1201	1196	2280	1887	570	665.9	92	1051.3
LA39 (1233)	1301	1315	1251	1277	1240	MΔ	2180	1870	567	687.5	89	MΔ
LA40 (1222)	1269	1278	1252	1252	1228	1224	2007	1853	555	698.4	99	2400
DTR'94 – Della Croce et al. (1994)							DTV'95 – Della Croce et al. (1995)					
DP'95 – Dorndorf and Pesch (1995)							Mf'96 – Mattfeld (1996)					
DTR'95 – PC 486 (25 MHz)							DTV'95 – PC 486 (25 MHz)					
DP'95 – DEC Station 3100							Mf'96b – SUN 10/4					
B'95 – Bierwirth (1995)							YN'96 – Yamada and Nakano (1996β, γ)					
B'95 – SUN Sparc station 10							YN'96 – Dec Alpha 600 5/266					
FT – Fisher and Thompson (1963)							LA – Lawrence (1984)					

MΔ – Μη Διαθέσιμα στοιχεία, () – Βέλτιστο makespan

2.2.7 Ασαφής λογική (Fuzzy logic)

Η θεωρία των ασαφών συνόλων έχει χρησιμοποιηθεί για να αναπτύξει υβριδικές προσεγγίσεις προγραμματισμού εργασιών. Η παραπάνω θεωρία μπορεί να είναι χρήσιμη στη διαμόρφωση και την επίλυση του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών με αβέβαιους χρόνους επεξεργασίας, περιορισμούς, και χρόνους προετοιμασίας των μηχανών. Αυτού του είδους η αβεβαιότητα μπορεί να παρασταθεί από ασαφείς αριθμούς που περιγράφονται με τη χρήση της έννοιας ενός διαστήματος εμπιστοσύνης.

Αυτές οι προσεγγίσεις είναι συνήθως ενσωματωμένες με σε άλλες μεθοδολογίες (π.χ., διαδικασίες αναζήτησης, χαλάρωση περιορισμών). Παραδείγματος χάριν, ο Slany (1994) τονίζει την ανακρίβεια των απλών μεθόδων που παρουσιάζονται στις μαθηματικές προσεγγίσεις και εισάγει μια μέθοδο γνωστή ως ασαφής χαλάρωση περιορισμών, η οποία είναι ενοποιημένη με ένα σύστημα προγραμματισμού βασισμένο στη γνώση (knowledge-based system). Το σύστημα αυτό εφαρμόστηκε σε εγκαταστάσεις κατασκευής χάλυβα. Οι Grabot και Geneste (1994) χρησιμοποίησαν αρχές ασαφής λογικής για να συνδυάσουν τους κανόνες ταξινόμησης με προβλήματα πολλαπλών κριτηρίων. Αφ' ετέρου, ο Krucky (1994) εξετάζει το πρόβλημα της ελαχιστοποίησης των χρόνων προετοιμασίας μιας γραμμής παραγωγής μεικτών προϊόντων χρησιμοποιώντας ασαφή λογική. Ο ανωτέρω ευρετικός

αλγόριθμος ασαφούς λογικής βοήθα στον καθορισμό του τρόπου ελαχιστοποίησης του χρόνου προετοιμασίας των μηχανών με την ομαδοποίηση των συναρμολογήσεων σε οικογένειες προϊόντων που μοιράζονται την ίδια προετοιμασία εξισορροπώντας τον χρόνο τοποθέτησης ενός προϊόντος μεταξύ πολλαπλών βημάτων υψηλής ταχύτητας.

Οι Tsujimura et al. (1993), παρουσίασαν ένα υβριδικό σύστημα, το οποίο χρησιμοποιεί τη θεωρία των ασαφών συνόλων για να διαμορφώσει τους χρόνους επεξεργασίας ενός καταστήματος ροής. Οι τριγωνικοί ασαφείς αριθμοί (TFNs) χρησιμοποιούνται για να αποδώσουν αυτούς τους χρόνους επεξεργασίας. Κάθε εργασία καθορίζεται από δύο TFNs, ένα κάτω φράγμα (κατώφλι) και ένα άνω φράγμα. Η διαδικασία διακλάδωσης και φράγματος χρησιμοποιείται για να ελαχιστοποιηθεί ο συνολικός χρόνος διεκπεραίωσης όλων των εργασιών (makespan).

2.2.8 Σύγκριση των αποτελεσμάτων των διάφορων τεχνικών επίλυσης του P_I

Οι Cherkassky et al. (1996) δίνουν έμφαση σε μερικές από τις γενικές δυσκολίες που εμφανίζονται κατά την ανάλυση των ευρετικών τεχνικών. Προτείνουν ότι είναι ακριβέστερη η ανάλυση των συγκρίσεων μεταξύ των εφαρμογών λογισμικού. Εντούτοις, κατά την εκτέλεση τέτοιων δοκιμών, είναι ευρέως γνωστό ότι μερικοί H/Y είναι προφανώς ισχυρότεροι από άλλους και μπορούν επομένως να επιτύχουν γρηγορότερα την επίλυση των προβλημάτων. Προκειμένου να επιτραπούν οι συγκρίσεις μεταξύ των αποτελεσμάτων που παρουσιάζονται σε διαφορετικές μελέτες, διαμορφώθηκε η Ανεξάρτητη Μονάδα Κεντρικής Επεξεργασίας (CI-CPU) από τους Vaessens et al. (1996). Η CI-CPU, λαμβάνει υπόψη τις δυνατότητες κάθε H/Y και εκφράζει τον αριθμό των πράξεων κινητής υποδιαστολής. Βασίζεται στις συγκριτικές αποδόσεις του Dongarra (1998). Ο συντελεστής CI-CPU ισούται με $TF \times CPU$, όπου TF είναι ο παράγοντας μετασχηματισμού και CPU είναι ο χρόνος σε δευτερόλεπτα. Υψηλές τιμές TF δηλώνουν ένα πιο ισχυρό H/Y. Μερικές τυπικές τιμές φαίνονται στον πίνακα 2.2.12. Παρόλα αυτά, οι παράγοντες θα πρέπει να ερμηνεύονται με μεγάλη προσοχή.

Πίνακας 2.2.12: Μερικά παραδείγματα Παραγόντων Μετασχηματισμού

H/Y	Παράγοντας Μετασχηματισμού (TF)
HP 48GX	0.00081
Apollo DN 3000	0.071
CDC CYBER 170-835	0.47
IBM 4381-23	1.3
DEC Station 5000/200	3.7
IBM RISC Sys/6000 - 930	15
Cray-2/4-256	48
Fujitsu VP 2200/10	127
NEC SX-3/1LR	201
Cray C90	479

2.2.9 Συγκριτική ανάλυση των μεθόδων επίλυσης του Π_J

Οι Applegate και Cook (1991), δηλώνουν τα παρακάτω επτά προβλήματα που δεν μπόρεσαν να λύσουν, LA(21, 27, 29, 38) και ABZ (7, 8, 9), ως υπολογιστικές προκλήσεις. Αυτό συμβαίνει επειδή είναι πολύ δυσκολότερα από το FT10 και μέχρι πρόσφατα οι βέλτιστες λύσεις τους ήταν άγνωστες. Οι Boyd και Burlingame (1996), επίσης σημειώνουν ότι αυτές οι επτά περιπτώσεις είναι κατά μέγεθος δυσκολότερες από εκείνες που έχουν λυθεί ήδη. Κατά συνέπεια, οι Boyd και Burlingame (1996), θεωρούν ότι η επίλυση τέτοιων περιπτώσεων μέσα σε 24 ώρες απαιτεί έναν αλγόριθμο βασισμένο πλήρως σε μια νέα μαθηματική προσέγγιση.

Οι Vaessens et al. (1996), θεωρούν επίσης ότι τα προβλήματα LA (24, 25, 40) αποτελούν πρόκληση για κάθε μέθοδο επίλυσης. Επομένως, οι Vaessens et al. (1996) περιλαμβάνουν αυτά τα τρία καθώς επίσης και τις τέσσερις περιπτώσεις του Lawrence (1984) που τονίζονται ανωτέρω, τα υπόλοιπα υποδείγματα 15×15 LA(36, 37, 39), δύο μικρότερα υποδείγματα LA(2, 19) και το FT 10 κατά τη σύγκριση της απόδοσης διάφορων μεθόδων. Δεδομένου ότι αυτές οι 13 περιπτώσεις έχουν εφαρμοστεί επίσης από τους Balas και Vazacopoulos (1998), στην υπολογιστική μελέτη διάφορων τεχνικών τους και δεδομένου ότι παρέχουν ένα κατάλληλο συγκριτικό πεδίο δοκιμής, χρησιμοποιούνται και στην παρούσα μελέτη για την σύγκριση των καλύτερων μεθόδων επίλυσης του Π_J (πίνακες 2.2.13-2.2.14).

Ενίσχυοντας τα συμπεράσματα των Vaessens et al. (1996), δύο από τις προσεγγίσεις στο σχήμα σφας που αποδίδουν καλά, και όσον αφορά την ποιότητα λύσης και το χρόνο, είναι η τεχνική μπουτιλιαρίσματος Sb-RGLSk των Balas και Vazacopoulos (1998) και ο αλγόριθμος αναζήτησης ταμπού των Nowicki και Smutnicki (1996). Οι Balas και Vazacopoulos (1998) είναι σε θέση να επιτύχουν ένα μέσο ΜΣΣ 0,05% σε 999 sec CI-CPU, λύνοντας 11 από τα 13 προβλήματα βέλτιστα, ενώ οι Nowicki και Smutnicki (1996) λύνουν 7 από τα 13 προβλήματα βέλτιστα. Αν και ο αλγόριθμός τους έχει ένα ελαφρώς υψηλότερο μέσο ΜΣΣ, 0,20 %, από τη μέθοδο μπουτιλιαρίσματος είναι αρκετά γρηγορότερος (κατά μέσον όρο σχεδόν 10 φορές). Συγκριτικά, οι υπόλοιπες τεχνικές μπουτιλιαρίσματος δεν είναι ανταγωνιστικές, δεδομένου ότι δεν είναι υβριδικής κατασκευής. Παρόμοια συμπεράσματα συνάγονται επίσης από τους Ovacik και Uzsoy (1992, 1996) και τους Holtsclaw και Uzsoy (1996), οι οποίοι δείχνουν ότι η απόδοση των τεχνικών μπουτιλιαρίσματος βελτιώνεται σαφώς, όταν ενσωματώνονται με τεχνικές τοπικής αναζήτησης. Χωρίς την τοπική αναζήτηση, οι τεχνικές μπουτιλιαρίσματος δεν αποδίδουν καλύτερα από τους κανόνες ταξινόμησης, απαιτώντας πολύ περισσότερο χρόνο υπολογισμών.

Αν και η προσομοιωμένη ανόπτηση δεν αποτελεί μια ισχυρή τεχνική για το πρόβλημα Π_I , οι υβριδικές προσεγγίσεις προσομοιωμένης ανόπτησης προβάλουν ισχυρό ανταγωνισμό σε άλλες μεθόδους. Οι Yamada και Nakano (1995α, 1996α) είναι σε θέση να λύσουν τα 7 από 10 υποδείγματα που επιχειρήθηκαν, βέλτιστα με ένα μέσο ΜΣΣ 0,08% και έναν χρόνο 132.961 CI-CPU sec. Η απόδοση των καθαρών εφαρμογών ΓΑ επίσης δεν είναι πολύ εντυπωσιακή. Η μέθοδος ΓΑ του Bierwirth (1995) παρέχει φτωχά αποτελέσματα επιτυγχάνοντας ένα μέσο ΜΣΣ 3,10% μέσα σε 11,445 CI-CPU sec. Επιπλέον καμία περίπτωση δεν λύνεται βέλτιστα. Εντούτοις, η προσέγγιση GLS των Yamada και Nakano (1996β, γ) βελτίωσε σημαντικά τις επιδόσεις. Η τεχνική τους λύνει βέλτιστα 6 από τις 8 περιπτώσεις που επιχειρήθηκαν και επιτυγχάνει ένα μέσο ΜΣΣ 0,17% μέσα σε 161.977 CI-CPU sec.

Άλλες τεχνικές που αναλύονται όπως οι κανόνες ταξινόμησης έχουν παραγάγει εξαιρετικά φτωχά αποτελέσματα, ενώ μερικές από τις σχετικά νεώτερες προσεγγίσεις τεχνητή νοημοσύνη όπως τα ΤΝΔ φαίνεται να έχουν αρκετές δυνατότητες. Εντούτοις, απαιτείται περαιτέρω ανάλυση, ειδικά σχετικά με τη δοκιμή και τον καθορισμό των τιμών των παραμέτρων και την εφαρμογή περισσότερων συγκεκριμένων πληροφοριών του προβλήματος, προκειμένου να καταστούν αυτές οι μέθοδοι καταλληλότερες για μεγαλύτερα και δυσκολότερα προβλήματα. Στην περίπτωση των ΤΝΔ διάφοροι ερευνητές θεωρούν ότι είναι πάρα πολύ νωρίς για να γίνει μια αξιολόγηση των εφαρμογών τους στο πρόβλημα Π_I . Προς το παρόν, αποτελέσματα έχουν παρουσιαστεί μόνο από τους Sabuncuoglu και Gurgun (1996) μόνο σε μικρού μεγέθους προβλήματα. Επιπλέον η μέθοδός τους απαιτεί υπερβολικό υπολογιστικό φόρτο, ακόμη και για αυτές τις μικρού μεγέθους περιπτώσεις, όπου πολλές άλλες προσεγγίσεις μπορούν να τις λύσουν σε λίγα δευτερόλεπτα σε ένα προσωπικό H/Y.

Αν και οι προσεγγίσεις διακλάδωσης και φράγματος είναι σε θέση να παραγάγουν καλές λύσεις το πεδίο δοκιμής των προβλημάτων που χρησιμοποιείται σε αυτήν την ανάλυση είναι ακριβώς στο όριο των προβλημάτων που μπορούν να λυθούν με αυτές τις μεθόδους. Ως εκ τούτου, καμία από αυτές τις προσεγγίσεις δεν μπορεί να εγγυηθεί τη λύση σε προβλήματα ελαφρώς υψηλότερης διάστασης, καθώς η τεχνική διακλάδωσης και φράγματος πάσχει συνήθως από υπερχείλιση μνήμης (memory overflow). Αυτό συμβαίνει επειδή στις περιπτώσεις αυτές το σύστημα καταβάλλεται εντελώς από το μέγεθος του δέντρου αναζήτησης που παράγεται. Όταν ενσωματώνονται με παράλληλες τεχνικές τα αποτελέσματα είναι επίσης πολύ απογοητευτικά. Έτσι, η μέθοδος των Perregaard και Clausen (1995) είναι ανίκανη να επιλύσει τα προβλήματα LA(27, 29) λόγω αυτών των περιορισμών. Η τεχνική του Martin (1996), αποδίδει καλύτερα και λύνει και τις 13 περιπτώσεις βέλτιστα, η μόνη μέθοδος

2.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ Π_J

που το καταφέρνει αυτό, σε μικρότερο μέσο χρόνο από την τεχνική των Perregaard και Clausen (1995). Εντούτοις, στις περιπτώσεις μεγαλύτερης διάστασης, η τεχνική του Martin (1996) υποφέρει από ίδια προβλήματα.

Η παραπάνω ανάλυση δείχνει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα, όσον αφορά το χρόνο και την ποιότητα λύσεων, επιτυγχάνονται από προσεγγίσεις υβριδικών αλγορίθμων που περιλαμβάνουν τις τεχνικές ταμπού, μπουτλιαρίσματος, GLS και προσομοιωμένης απόπτωσης, δεδομένου ότι αυτές οι μέθοδοι επιτυγχάνουν τις βέλτιστες λύσεις για την πλειοψηφία των διαθέσιμων υποδειγμάτων μέτρησης επιδόσεων, με το συνδυασμό διάφορων γενικών τεχνικών και ειδικών τεχνικών ανάλογα με το προς επίλυση πρόβλημα.

Πίνακας 2.2.13: Αποτελέσματα makespan για ένα σύνολο μεθόδων επίλυσης του Π_J

<i>Makespans που επιτεύχθηκαν στο σύνολο προβλημάτων μέτρησης επιδόσεων των Vaessens et al. (1996)</i>													
	FT 10	LA 2	LA 19	LA 21	LA 24	LA 25	LA 27	LA 29	LA 36	LA 37	LA 38	LA 39	LA 40
Perregard και Claussen (1995)	930	655	842	1046	935	977	YM	YM	1268	1397	1196	1233	1222
Martin (1996)	930	655	842	1046	935	977	1235	1152	1268	1397	1196	1233	1222
Balas et al. (1995)	940	667	878	1071	976	1012	1272	1227	1319	1425	1294	1278	1262
Balas και Vazacopoulos (1998)	930	655	842	1046	935	977	1235	1157	1268	1397	1196	1233	1224
Sabuncuoglu και Gurgun (1996)	940	655	842	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ
Yamada και Nakano (1995α, 1996α)	930	655	842	1046	935	977	1235	1154	ΜΔ	ΜΔ	1198	ΜΔ	1228
Bierwirth (1995)	936	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	ΜΔ	1269	1233	1297	1447	1251	1251	1252
Mattfield (1996)	930	655	842	1047	938	977	1236	1180	1269	1402	1201	1240	1228
Yamada και Nakano (199α, β)	930	ΜΔ	ΜΔ	1046	935	977	1235	1166	ΜΔ	ΜΔ	1196	ΜΔ	1224
Nowiki και Smutnicki (1996)	930	655	842	1047	939	977	1236	1160	1268	1407	1196	1233	1229
Βέλτιστα makespan	930	655	842	1046	935	977	1235	1152	1268	1397	1196	1233	1222
FT – Fisher και Thompson (1963)							LA – Lawrence (1984)						

ΜΔ: Μη Διαθέσιμο, YM: Υπερχείλιση Μνήμης (memory overflow)

Πίνακας 2.2.14: Τιμές CI-CPU και ΜΣΣ για το σύνολο των μεθόδων του πίνακα 2.2.13

	ΜΣΣ (%)			CI-CPU (secs)		
	Σ	μ	σ	Σ	μ	σ
Perregard και Claussen (1995)	0.00	0.00	0.00	1244183	113108	241766
Martin (1996)	0.00	0.00	0.00	1263085	97160.4	264519
Balas et al. (1995)	48.19	3.707	1.85	1080.28	83.10	48.44
Balas και Vazacopoulos (1998)	0.60	0.05	0.12	12989.5	999.19	1228.20
Sabuncuoglu και Gurgun (1996)	1.08	0.36	0.51	58080	19360	11087
Yamada και Nakano (1995α, 1996α)	0.83	0.08	0.15	1063687	132961	82785
Bierwirth (1995)	24.81	3.101	1.87	91563	11445.4	3222.17
Mattfield (1996)	4.84	0.37	0.63	21252	1634.77	669.62
Yamada και Nakano (199α, β)	1.38	0.17	0.40	1295817	161977	105027
Nowiki και Smutnicki (1996)	2.59	0.20	0.28	1389.60	106.89	92.86

Σ: Σύνολο, μ: Μέσος Όρος, σ: Τυπική Απόκλιση

– ΕΝΟΤΗΤΑ 2 –

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Βασικά στοιχεία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

3.1 Εισαγωγή

Τα νευρωνικά δίκτυα, ή για μεγαλύτερη ακρίβεια, *τεχνητά* ΝΔ, (ΤΝΔ ή ANN) είναι μαθηματικά μοντέλα που έχουν εμπνευστεί από τις συνδέσεις και τη λειτουργία των νευρώνων στα βιολογικά συστήματα. Τα ΤΝΔ έχουν δώσει ώθηση σε ένα νέο κλάδο έρευνας που αποκαλείται *νευρωνικός υπολογισμός* (neural computing), ο οποίος χρησιμοποιείται ή και δοκιμάζεται σε πολλές αρχές. Βασικά, τα ΤΝΔ βασίζονται σε δύο απλές έννοιες, την *τοπολογία των κόμβων* και των *συνδέσεων* μεταξύ τους, και των *συναρτήσεων μεταφοράς* που αφορούν την είσοδο και την έξοδο κάθε κόμβου. Ένας κόμβος λαμβάνει τα δεδομένα εισόδου μέσω των συνδέσεων εισόδων του, εκτελεί μια πολύ απλή συνάρτηση σε αυτά (σταθμισμένο άθροισμα και κάποια μια φραγμένη συνάρτηση), και μεταφέρει το αποτέλεσμα στη σύνδεση(εις) της εξόδου(ων) του, ως την τελική έξοδο ή για χρήση σε επόμενους κόμβους. Το πρωταρχικό ενδιαφέρον για αυτήν την κατηγορία υποκινήθηκε από τον Hopfield (1985), με καλά αποτελέσματα και άριστη ευρωστία στις απλές περιπτώσεις προβλημάτων. Πολλά προβλήματα ταξινόμησης και αναγνώρισης προτύπων μπορούν να εκφραστούν με τη βοήθεια των ΤΝΔ, Beale (1991) και Bishop (1995).

Η έμφυτη απλότητα της δομής των ΤΝΔ θεωρεί ότι τα πλεονεκτήματα της μαζικής παράλληλης επεξεργασίας και ενός ενδεχομένως ειδικού, πολύ απλού hardware μπορούν να συνδυαστούν στην εφαρμογή ΤΝΔ, π.χ. ημιαγωγοί ή οπτικά στοιχεία. Περισσότερο ενδιαφέρον, εντούτοις, από τις δυνατότητες εφαρμογής των ΤΝΔ εμφανίζεται να έχει η κατανόηση των θετικών και των αρνητικών σημείων των αλγορίθμων που βασίζονται στα ΤΝΔ. Μια από τις σημαντικές ιδιότητές τους είναι ότι μπορούν να εκπαιδευθούν, δηλ. μπορούν να τους δοθούν δείγματα εκπαίδευσης γεγονότων διαφορετικών κατηγοριών, και με τη βοήθεια *αλγορίθμων εκμάθησης* διάφορης πολυπλοκότητας, μπορούν να ρυθμίσουν τα βάρη που σχετίζονται με όλες τις συνδέσεις των εισόδων έως ότου μεγιστοποιηθεί κάποια γενική συνάρτηση που χαρακτηρίζει την ποιότητα του μηχανισμού απόφασης. Η βελτιστοποίηση συχνά εξετάζεται σε αναλογία με την ελαχιστοποίηση μιας φυσικής ποσότητας (*μηχανή Boltzmann*). Η συνάρτηση τότε καλείται “συνάρτηση ενέργειας”. Εντυπωσιακά αποτελέσματα μπορούν να επιτευχθούν στα μικρού μεγέθους προβλήματα ταξινόμησης, όπου τα ΤΝΔ μπορεί να εκπαιδευτούν μέχρι ένα πολύ καλό επίπεδο απόδοσης με τη βοήθεια κάποιων παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Ένα κοινό παράδειγμα είναι

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

αναγνώριση χαρακτήρων.

Η βελτιστοποίηση της επιλογής των δεδομένων εισόδου και της τοπολογίας του δικτύου επαφίεται συνήθως στη μέθοδο δοκιμής και λάθους. Μια υπόθεση που συναντάται συχνά στη βιβλιογραφία είναι ότι τα δεδομένα εισόδου πρέπει να περιγράφουν τα γεγονότα σε εξαντλητικό βαθμό. Αυτός ο εμπειρικός κανόνας μπορεί να μεταφραστεί στη χρήση ως εισόδων όλων των μεταβλητών που μπορούν να θεωρηθούν ότι άμεση σχέση με το πρόβλημα (και όχι άλλων). Ασκοπώς μεγάλα και ενδεχομένως ανεπαρκή νευρωνικά δίκτυα μπορούν να αποφευχθούν με την προ-επεξεργασία των δεδομένων ή/και με την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Γενικά, είναι χρήσιμη τακτική να μειώνονται και να μετασχηματίζονται οι μεταβλητές του δείγματος εκπαίδευσης σε λιγότερες ή νέες μεταβλητές, με τη χρήση όσων *a priori* πληροφοριών είναι διαθέσιμες πριν το δείγμα χρησιμοποιηθεί σε έναν αλγόριθμο εκμάθησης ΤΝΔ. Οι μεταβλητές πρέπει να παραμένουν αμετάβλητες σε μετατροπές και αλλαγές κλίμακας όσον αφορά τις πληροφορίες που πρόκειται να εξαχθούν. Οι μελέτες έχουν δείξει ότι τέτοιες μεταβλητές χρησιμοποιούνται (“βρίσκονται”) από τη διαδικασία εκπαίδευσης, εάν είναι γραμμικοί συνδυασμοί των μεταβλητών εισόδου, αλλά όχι στις περισσότερες των περιπτώσεων. Πράγματι, εάν η φραγμένη συνάρτηση είναι μια απλή βηματική συνάρτηση, ένα προς τα εμπρός τροφοδοτούμενο (feed-forward) δίκτυο περισσότερων του ενός στρωμάτων εκτελεί τμηματικά πολλαπλούς γραμμικούς μετασχηματισμούς. Για τις πιο περίπλοκες συναρτήσεις (συναρτήσεις μεταφοράς ή συναρτήσεις ενεργοποίησης), σιγμοειδείς συναρτήσεις ή συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης, η ερμηνεία είναι πιο σύνθετη.

Τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται συχνά ως ένας τρόπος για να βελτιστοποιηθεί μια διαδικασία ταξινόμησης (ή αναγνώρισης προτύπων). Αυτή η πτυχή βελτιστοποίησης τοποθετεί τα ΤΝΔ σε ένα σύνολο μεθόδων βελτιστοποίησης, τα οποία επίσης καθορίζουν μια αντικειμενική συνάρτηση που πρέπει να μεγιστοποιηθεί. Επίσης, τα ΤΝΔ έχουν συνήθως περισσότερους κόμβους εισόδων παρά εξόδων, επομένως μπορεί επίσης να θεωρηθεί ότι εκτελούν μείωση των διαστάσεων των δεδομένων εισόδου, με έναν τρόπο γενικότερο από την ανάλυση σε κύριες συνιστώσες. Μια άλλη πιθανή ερμηνεία των εξόδων ενός ΤΝΔ είναι αυτή των πιθανοτήτων, Bishop (1995).

Η μέθοδος δοκιμής και λάθους επίσης υιοθετείται συνήθως για την αρχική επιλογή των βαρών που απαιτούνται για να προωθήσουν τη διαδικασία εκμάθησης. Η ευρωστία του δικτύου αποδεικνύεται όταν διαφορετικές αρχικές τιμές συγκλίνουν στα ίδια ή παρόμοια αποτελέσματα. Μόλις εκπαιδευτούν, τα νευρωνικά δίκτυα είναι σε πολλές περιπτώσεις εύρωστα όσον αφορά τυχόν ελλιπή στοιχεία. Η εκπαίδευση μπορεί επίσης να είναι μια

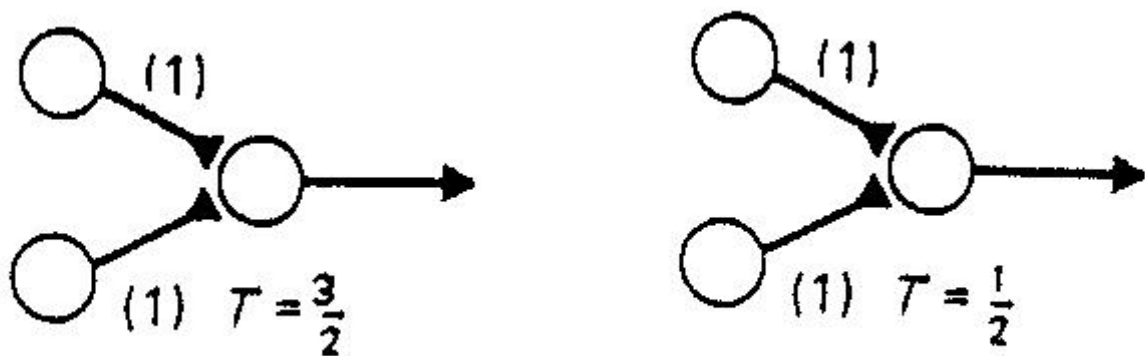
συνεχής διαδικασία, εννοώντας ότι τα βάρη του δικτύου ενημερώνονται περιοδικά από νέα δείγματα εκπαίδευσης. Το παραπάνω ενδείκνυται στην περίπτωση που η εξέλιξη των χαρακτηριστικών των δεδομένων εισόδου είναι αργή, ή εφόσον δεν υπάρχουν δείγματα εκπαίδευσης διαθέσιμα εξ' αρχής, δηλ. το δίκτυο πρέπει να εκπαιδευτεί με τα δεδομένα.

Ανάλογα με την τοπολογία της διασύνδεσης και τη χρονική ακολουθία των διαδικασιών, τα δίκτυα μπορούν να ταξινομηθούν, Humpert (1990), από τα απλά δίκτυα μονής κατεύθυνσης με μικρό αριθμό στρωμάτων που ενεργούν βηματικά (*feedforward networks*), των οποίων οι κόμβοι ή οι νευρώνες συχνά καλούνται και *perceptrons*, στα πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα (*δίκτυο Hopfield*).

3.2 Δομή και λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Ο δομικός λίθος των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι μια μονάδα επεξεργασίας που αποκαλείται νευρώνας (neuron), η οποία αιχμαλωτίζει πολλά ουσιαστικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα των βιολογικών νευρώνων.

Στο σχήμα που ακολουθεί, παρουσιάζονται τρεις νευρώνες, οι οποίοι μπορούν να εκτελέσουν τη λογική λειτουργία "ΚΑΙ", δηλαδή, ο νευρώνας εξόδου του θα "ενεργοποιηθεί" μόνο εάν ενεργοποιηθούν και οι δύο νευρώνες εισόδου. Ο νευρώνας εξόδου έχει μια τιμή "κατωφλίου" $T = 3/2$. Εάν κανένας ή μόνο ένας νευρώνας εισόδου ενεργοποιηθεί, η συνολική είσοδος στον νευρώνα εξόδου θα είναι μικρότερη από 1.5 και ο νευρώνας εξόδου δεν θα ενεργοποιηθεί. Εντούτοις, εάν και οι δύο νευρώνες-εισόδου ενεργοποιηθούν, η συνολική είσοδος $1+1 = 2$ θα είναι μεγαλύτερη από την τιμή κατωφλίου 1.5 και ο νευρώνας εξόδου θα ενεργοποιηθεί. Ομοίως, μπορεί να εκτελεστεί και η διαζευκτική λειτουργία "Η'" χρησιμοποιώντας την ίδια αρχιτεκτονική, αλλά μεταβαλλοντας την τιμή κατωφλίου σε 0.5. Σε αυτήν την περίπτωση, ο νευρώνας εξόδου ενεργοποιείται μόνο εάν λαμβάνει είσοδο από καθένα ξεχωριστά ή και από τους δύο νευρώνες ταυτόχρονα.

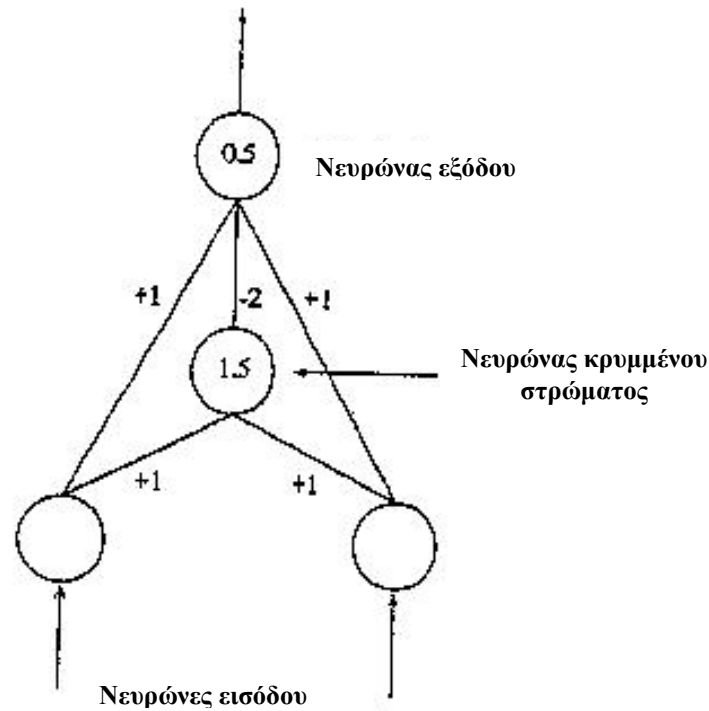


Σχήμα 3.2.1: Εκτέλεση των λογικών λειτουργιών "ΚΑΙ" (αριστερά) και "Η'" (δεξιά) με τη βοήθεια ενός ΤΝΔ τριών νευρώνων

Οι τιμές (σχήμα 3.2.1) στην παρένθεση, που βρίσκονται πάνω στις συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων είναι τα βάρη των συνδέσεων, που αντιστοιχούν στη συναπτική ισχύ των συνδέσεων των νευρώνων. Στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα η ενεργοποίηση ενός νευρώνα μπορεί να οδηγήσει στην απελευθέρωση ποικίλης ποσότητας νευροδιαβιβαστή από τις συνάψεις εκείνου του νευρώνα. Αν θεωρήσουμε, παραδείγματος χάριν, έναν νευρώνα με 3 νευρίτες που οδηγούν σε 3 προσυναπτικές απολήξεις. Έστω ότι, η μια απόληξη απελευθερώνει το νευροδιαβιβαστή από 20 κυστίδια, η δεύτερη από 100 και η τρίτη από 900. Η συναπτική ισχύς (το βάρος) της δεύτερης απόληξης είναι 5 φορές μεγαλύτερη από το πρώτο. Στα ΤΝΔ, τα βάρη τείνουν να παίρνουν τιμές μεταξύ -1 και + 1.

3.2 ΔΟΜΗ ΚΑΙ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Ένα πιο σύνθετο δίκτυο είναι αυτό που εκτελεί τη λογική λειτουργία "Αποκλειστικό-Η'" (Exclusive-OR), το οποίο φαίνεται στο σχήμα 3.2.2. Οι τιμές κατωφλιών παρουσιάζονται μέσα στους κύκλους των νευρώνων και τα βάρη παρουσιάζονται παράλληλα με τις συνδέσεις. Σημειώνεται επίσης η προσθήκη ενός νευρώνα (κρυμμένος νευρώνας) μεταξύ των νευρώνων εισόδου και εξόδου.



Σχήμα 3.2.2: Η εκτέλεση της λογικής λειτουργίας X-OR από ένα ΤΝΔ τεσσάρων νευρώνων

Σε μια λειτουργία X-OR, οι νευρώνες εξόδου ενεργοποιούνται μόνο εάν ο ένας (αλλά όχι και οι δύο μαζί) νευρώνες εισόδου ενεργοποιηθούν. Στην περίπτωση αυτή, ο κρυμμένος νευρώνας δεν θα ενεργοποιηθεί εάν ενεργοποιηθεί μόνο ο ένας νευρώνας εισόδου. Το γεγονός αυτό θα αναγκάσει το νευρώνα εξόδου να ενεργοποιηθεί, δεδομένου ότι το +1 είναι μεγαλύτερο από το κατώφλι του 0.5. Αλλά εάν ενεργοποιηθούν και οι δύο νευρώνες εισόδου, ο κρυμμένος νευρώνας θα ενεργοποιηθεί, διότι $1+1 = 2 > 1.5$, με αποτέλεσμα να έχουμε μια συνολική είσοδο $1+1-2 = 0$ στον νευρώνα εξόδου. Δεδομένου ότι το 0 είναι μικρότερο από το κατώφλι του 0.5, ο νευρώνας εξόδου δεν θα ενεργοποιηθεί.

Στα παραδείγματα αυτά οι σχέσεις μεταξύ των κατωφλιών, των βαρών, των εισόδων και των αποτελεσμάτων μπορούν να αναλυθούν λεπτομερώς. Αλλά στα νευρωνικά δίκτυα (και στα τεχνητά και στα βιολογικά) με μεγάλους αριθμούς εισόδων, εξόδων και κρυμμένων νευρώνων, το έργο του καθορισμού των βαρών και των τιμών των κατωφλιών που απαιτούνται για να επιτευχθούν τα επιθυμητά αποτελέσματα από τις δεδομένες εισόδους είναι

πρακτικά ακατόρθωτο. Για το λόγο αυτό, διάφοροι αλγόριθμοι εκμάθησης έχουν αναπτυχθεί για να εκπαιδεύσουν τα δίκτυα, έτσι ώστε να ρυθμίσουν τα βάρη τους και να δώσουν τα επιθυμητά αποτελέσματα από τις δεδομένες εισόδους. Εάν η βιολογική μνήμη και η εκμάθηση είναι το αποτέλεσμα της ισχύος των συνάψεων – και της τροποποίησης της ισχύος των συνάψεων – τότε τα μοντέλα των Η/Υ μπορούν να έχουν μεγάλη εκπαιδευτική δυνατότητα.

Τα τεχνητά ΝΔ περιγράφονται από την αρχιτεκτονική τους (τύπος των συνδέσεων) και από τον τρόπο που εκπαιδεύονται (κανόνες τροποποίησης των βαρών). Επομένως, τα παραπάνω δίκτυα μπορούν να ταξινομηθούν σε τέσσερις κατηγορίες: (1) *Perceptrons & back-propagation*, (2) *Δίκτυα ανταγωνιστικής εκμάθησης*, (3) *Δίκτυα Προσέλκυσης* και (4) *Άλλα μοντέλα νευρωνικών δικτύων*.

3.3 Ιστορική αναδρομή των ΤΝΔ στο επιχειρηματικό περιβάλλον

Η ιστορία της ανάπτυξης των ΤΝΔ μπορεί να χωριστεί σε 5 κύρια στάδια μέσα στα προηγούμενα 150 χρόνια. Τα στάδια αυτά φαίνονται στο σχήμα 3.3.1, όπου παρουσιάζονται οι κυριότερες εξελίξεις στον χώρο των Η/Υ και των ΤΝΔ μαζί με την επίδραση τους στην επιχειρηματική κοινότητα. Ο διαχωρισμός αυτός σε πέντε στάδια δεν είναι ο μοναδικός, μιας και έχουν προταθεί και άλλες σημαντικές προσεγγίσεις, Zurada (1992), Haykin (1994) και McCord και Illingworth (1991). Παρόλα αυτά, κάθε στάδιο που αναφέρεται, ανακλά μια καινοτομία στην έρευνα και το επιχειρηματικό ενδιαφέρον.

Το μεγαλύτερο μέρος της πρώιμης έρευνας και ανάπτυξης έλαβε χώρα στο πρώτο στάδιο, πριν τον δεύτερο παγκόσμιο πόλεμο (πριν το 1945). Κατά τη διάρκεια της περιόδου αυτής αναπτύχθηκαν τα θεμέλια για τη μελλοντική έρευνα πάνω στα ΤΝΔ. Το 1834, ανακαλύφθηκαν οι βασικές αρχές της “αναλυτικής μηχανής” από τον Charles Babbage, η οποία έγινε ο πρόδρομος των σημερινών Η/Υ. Η ικανότητα των αναλυτικών μηχανών να εκτελούν πληκτικούς για τον άνθρωπο υπολογισμούς, οδήγησε στην ευρεία επέκτασή τους στις αρχές του 1900 και την ίδρυση της International Business Machines (IBM) το 1914. εν τω μεταξύ οι ερευνητές της ψυχολογίας μελετούσαν τον ανθρώπινο εγκέφαλο και τη διαδικασία μάθησης. Στο βιβλίο του, ο William James το 1890 “*Psychology*”, εμβαθύνει σε κάποιες πρώιμες έννοιες των παραπάνω ερευνητών για την δραστηριότητα του εγκεφάλου. Το 1904, ο Ivan Pavlov πήρε το βραβείο Nobel για την εργασία του πάνω στην υπό συνθήκη μάθηση, Schultz (1992), η οποία αποτέλεσε αναφορά για τους επερχόμενους ερευνητές των ΤΝΔ. Μεταξύ των δύο παγκόσμιων πολέμων, ο Alan Turing ανέπτυξε υπολογιστικά μοντέλα τα οποία χρησιμοποιούσαν ως παράδειγμα τον ανθρώπινο εγκέφαλο με αποτέλεσμα να “γεννηθεί” το πεδίο της *τεχνητής νοημοσύνης* (AI). Το πρώτο στάδιο ολοκληρώνεται με τις πρώιμες προσπάθειες της μαθηματικής προσέγγισης των λειτουργιών του εγκεφάλου. Το άρθρο των McCulloch και Pitts (1943), με τίτλο “Λογισμός των έμφυτων ιδεών της νευρικής δραστηριότητας” πρότεινε μια απλή νευρωνική δομή με σταθμισμένες εισόδους και νευρώνες οι οποίοι είναι είτε στην κατάσταση “ανοικτός”, είτε στην κατάσταση “κλειστός”. Παρόλα αυτά, οι νευρώνες δεν διέθεταν δυνατότητα εκμάθησης και η έλλειψη κατάλληλων Η/Υ αποθάρρυνε την περαιτέρω έρευνα.

Το δεύτερο στάδιο χαρακτηρίστηκε από την *εποχή της* προσομοίωσης. Το 1946, ο Wilkes τον πρώτο λειτουργικό Η/Υ με δυνατότητα αποθήκευσης προγραμμάτων. Κατά τα επόμενα έτη, η ανάπτυξη των Η/Υ έγινε ραγδαία και το 1954 η εταιρία General Electric Company, έγινε η πρώτη που χρησιμοποίησε Η/Υ, όταν εγκατέστησαν ένα UNIVAC I το για τη αυτοματοποίηση του συστήματος μισθοδοσίας, Turban et al. (1996). Η εξέλιξη των Η/Υ,

επέτρεψε στους ερευνητές των ΤΝΔ να πειραματιστούν με νέες ιδέες, και το 1949 ο Donald Hebb έγραψε το άρθρο “*Η οργάνωση της συμπεριφοράς*”, όπου πρότεινε ένα κανόνα για την προσαρμογή των βαρών του ΤΝΔ, έτσι ώστε να ενσωματώσει την διαδικασία εκμάθησης του Pavlov. Το 1954, ο Marvin Minsky κατασκεύασε τον πρώτο ΝευροΥπολογιστή με βάση τις παραπάνω αρχές. Το καλοκαίρι του 1956, το εγχείρημα “Dartmouth Summer Research Project”, το οποίο ήταν προϊόν του πεδίου έρευνα των ΤΝΔ, προσέλκυσε την αφρόκρεμα των ερευνητών της εποχής. Ακολούθησε το μοντέλο Perceptron του Rosenblatt's το 1957, και πολλά άλλα παραδείγματα κατέδειξαν την ικανότητα μάθησης των ΤΝΔ. Κατά το στάδιο αυτό, τα πεδία της ΑΙ και των ΤΝΔ δημιουργούσαν μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον και το ευρύ κοινό είχε αιχμαλωτιστεί από την ιδέα των “έξυπνων” μηχανών. Το 1962, ο Bernard Widrow εμφανίστηκε στο ντοκιμαντέρ *Science in Action* και έδειξε πως το ΤΝΔ του μπορούσε να προβλέψει τον καιρό, το blackjack και το χρηματιστήριο. Το υπόλοιπο της δεκαετίας του '60, αυτός ο ενθουσιασμός συνέχισε να μεγαλώνει.

Όμως, το 1969 εκδόθηκε ένα βιβλίο το οποίο διέκοψε αυτό τον πρώιμο ενθουσιασμό. Το βιβλίο ανήκε στους Minsky και Papert's και τιτλοφορούνταν “*Perceptrons*”, στο οποίο υπήρχε μαθηματική απόδειξη ότι τα δίκτυα perceptrons είναι ανίκανα να εκπαιδευτούν πάνω σε ένα πρόβλημα το οποίο περιέχει δεδομένα που δεν μπορούν διαχωριστούν γραμμικά. Το βιβλίο αυτό είχε ως συνέπεια να σταματήσει ένα μεγάλο μέρος της έρευνας πάνω στα ΤΝΔ. Αυτό είναι το τρίτο στάδιο, γνωστό ως “τα ήρεμα χρόνια” από το 1969 έως το 1982. το διάστημα αυτό όμως, υπήρξε άνθιση στη βιομηχανία των Η/Υ. Το 1971, ανακαλύφθηκε ο πρώτος μικροεπεξεργαστής από την εταιρία Intel Corporation. Οι Η/Υ άρχισαν να γίνονται όλο και πιο κοινόχρηστοι στις επιχειρήσεις σε παγκόσμιο επίπεδο και αρκετές εταιρίες Η/Υ και λογισμικού αναπτύχθηκαν στα μέσα της δεκαετίας του '70. Η εταιρία SPSS Inc. και η Nestor Inc. το 1975 και η Apple Computer Corporation το 1977 είναι μερικά παραδείγματα εταιριών που αναπτύχθηκαν τότε και που αργότερα ασχολήθηκαν ευρέως με τα ΤΝΔ. Το 1981, η IBM παρουσίασε το πρώτο IBM PC, το οποίο έφερε τους Η/Υ στις επιχειρήσεις και στα σπίτια σε όλο τον κόσμο. Ενώ αυτές οι ραγδαίες εξελίξεις συνέβαιναν στον τομέα των Η/Υ, κάποιοι ερευνητές άρχισαν να αναζητούν εναλλακτικά μοντέλα ΤΝΔ για να ξεπεράσουν τους περιορισμούς που παρατηρήθηκαν από τους Minsky και Papert. Η έννοια της αυτό-οργάνωσης του ανθρώπινου εγκεφάλου και των ΤΝΔ διερευνήθηκε από τους Willshaw και von der Malsburg (1976), και εδραιώθηκε από τον Kohonen το 1982. Η εργασία αυτή βοήθησε να ανανεωθεί το ενδιαφέρον για τα ΤΝΔ, όπως και οι προσπάθειες του Hopfield (1982), ο οποίος ερευνούσε τις έννοιες της αποθήκευσης και ανάκτησης της μνήμης.

Επομένως, με το τέλος του τρίτου σταδίου, η έρευνα πάνω στα ΤΝΔ είχε αποκτήσει ποικίλες κατευθύνσεις και φαινόταν πολλά υποσχόμενη για άλλη μια φορά.

Από το 1983 μέχρι το 1990 λαμβάνει χώρα το τέταρτο στάδιο όπου η έρευνα πάνω στα ΤΝΔ γνώρισε πραγματική άνθιση. Το 1983 η κυβέρνηση των ΗΠΑ χρηματοδότησε την έρευνα πάνω στα ΤΝΔ για πρώτη φορά μέσω της υπηρεσίας “Defence Advanced Research Projects Agency” ή αλλιώς DARPA. Μια σημαντική καινοτομία έγινε το 1985, η οποία σημάδεψε το μέλλον των ΤΝΔ. Ανακαλύφθηκε ο αλγόριθμος back-propagation από δύο ανεξάρτητους ερευνητές LeCun (1985) και Parker (1985), οι οποίοι παρείχαν ένα κανόνα εκμάθησης που ξεπερνούσε τους περιορισμούς των Minsky και Papert. Στην πραγματικότητα ο αλγόριθμος back-propagation προτάθηκε από τον Werbos (1974), ενώ ήταν τελειόφοιτος 10 πιο πριν, αλλά παρέμεινε άγνωστος μέχρι τη δημοσιοποίηση των εργασιών των LeCun και Parker. Ο αλγόριθμος back-propagation έδωσε τη δυνατότητα στα ΤΝΔ να εκπαιδεύονται σε πολύπλοκα προβλήματα χωρίς τους περιορισμούς των Perceptrons. Μέσα σε λίγα χρόνια από την ανακάλυψή τους τα νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν δραματικά σε μέγεθος και ορμή. Το βιβλίο των Rumelhart και McClelland's (1986), “*Parallel Distributed Processing*”, έγινε η βίβλος των ΤΝΔ. Το 1987, το ινστιτούτο Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών (IEEE) διοργάνωσε το πρώτο διεθνές σεμινάριο πάνω στα ΤΝΔ, το οποίο και έγινε ετήσιος θεσμός. Αρκετά περιοδικά με θέμα τα ΤΝΔ δημοσιεύτηκαν με αξιοσημείωτα το “*Neural Networks*” το 1988, το “*Neural Computation*” το 1989 και το “*IEEE Transactions on Neural Networks*” το 1990. Κατά τη διάρκεια του σταδίου αυτής της ραγδαίας ανάπτυξης, η επιχειρηματική κοινότητα παρέμεινε σχετικά αμέτοχη. Αναπτύχθηκαν πολύ λίγες εταιρίες σχετικές με τα ΤΝΔ, όπως η NeuralWare Inc. το 1987 και παρόλο που η φήμη των ΤΝΔ στις επιχειρήσεις εξαπλωνόταν, ο πραγματικός τους αντίκτυπος δεν θα εμφανιζόταν παρά μόνο στο πέμπτο και τελευταίο στάδιο.

Το 1991, οι τράπεζες άρχισα να χρησιμοποιούν τα ΤΝΔ για τη λήψη αποφάσεων στη δανειοδότηση και την χρηματοοικονομική πρόβλεψη. Αυτή είναι η αρχή του πέμπτου σταδίου. Μέσα σε λίγα χρόνια αναπτύχθηκαν αρκετές εταιρίες ΤΝΔ συμπεριλαμβανομένων των Neuraltech Inc. το 1993 και Trajecta Inc. το 1995. Αρκετές από αυτές τις εταιρίες παρήγαγαν ευκολόχρηστο λογισμικό ΤΝΔ με μια ποικιλία αρχιτεκτονικών και κανόνων μάθησης. Μια έρευνα για προϊόντα λογισμικού με βάση τα ΤΝΔ ανέδειξε πάνω από 50 προϊόντα, η πλειοψηφία των οποίων “έτρεχαν” σε περιβάλλον Microsoft Windows DTI (1990). Η επίδραση στις επιχειρήσεις ήταν σχεδόν ακαριαία. Μέχρι το 1996, το 95% των 100 καλύτερων τραπεζών στις ΗΠΑ χρησιμοποιούσαν τεχνικές ΑΙ συμπεριλαμβανομένων και των ΤΝΔ, Ernst και Young (1996). Ανταγωνιστικές βιομηχανίες όπως οι τράπεζες, οι

3.3 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΩΝ ΤΝΔ ΣΤΟ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ

χρηματοοικονομικές εταιρίες, οι εταιρίες λιανικής πώλησης και οι εταιρίες μάρκετινγκ, αναγνώρισαν το γεγονός ότι μπορούσαν να χρησιμοποιήσουν αυτές τις τεχνικές για να αποκτήσουν ένα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Η έρευνα στο πέμπτο στάδιο συνεχίζεται ακόμα, αλλά πλέον οδηγείται από τις ανάγκες της βιομηχανίας. Καθώς οι επιχειρήσεις γίνονται όλο και πιο εξαρτώμενες από τεχνικές ΑΙ, όπως τα ΤΝΔ, για την επίλυση διάφορων προβλημάτων, εμφανίζονται συνεχώς νέα προβλήματα. Οι ερευνητές επινοούν νέες τεχνικές για την εξαγωγή κανόνων από τα ΤΝΔ και συνδυάζουν τα ΤΝΔ με άλλες τεχνικές ΑΙ, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι, η ασαφής λογική και τα έμπειρα συστήματα.

1834 – Ο Babbage ανακαλύπτει την αρχή της αναλυτικής μηχανής	1 ^ο ΣΤΑΔΙΟ	
1890 – Η “Ψυχολογία” του William James		
1904 – Η εργασία του Pavlov πάνω στην υπό συνθήκη μάθηση		1914 – Η ίδρυση της IBM
1936 – Ο Turing χρησιμοποιεί τον εγκέφαλο ως ένα παράδειγμα Η/Υ		
1943 – Το άρθρο των McCulloch και Pitt πάνω στους νευρώνες		
1946 – Ο Wilkes σχεδιάζει τον 1 ^ο λειτουργικό Η/Υ με αποθηκευμένα προγράμματα	2 ^ο ΣΤΑΔΙΟ	
1949 – Ο κανόνας μάθησης του Hebb		
1954 – Ο Minsky κατασκευάζει τον 1 ^ο Νευρο-Υπολογιστή		1954 – Η General Electric Co χρησιμοποιεί το πρώτο σύστημα μισθοδοσίας που βασίζεται σε πρόγραμμα Η/Υ
1956 – Το εγχείρημα Dartmouth Summer Research Programm		
1957 – Ο Rosenblatt ανακαλύπτει το <i>Perceptron</i>		
1969 – Το άρθρο των Minsky και Papert “ <i>Perceptrons</i> ”	3 ^ο ΣΤΑΔΙΟ	1971 – Ανακαλύπτεται ο πρώτος μικροεπεξεργαστής από την Intel Co.
1974 – Ο Werbos προτείνει τον αλγόριθμο back-propagation		1975 - Ιδρύονται οι εταιρίες SPSS Inc. και Nestor Inc.
1976 – Η εργασία των Willshaw και Van der Malsburg πάνω στην αυτό-οργάνωση		1976 – Ιδρύεται το ινστιτούτο SAS
1982 – Η εργασία του Hopfield πάνω στην συσχετιζόμενη μνήμη		1977 – Ιδρύεται η εταιρία Η/Υ Apple
1982 – Η εργασία του Kohonen πάνω στους αυτό-οργανούμενους χάρτες		1985 – Παρουσιάζεται το πρώτο IBM PC®
1983 – Η χρηματοδότηση της έρευνας πάνω στα ΤΝΔ από το DARPA	4 ^ο ΣΤΑΔΙΟ	
1985 – Ανακάλυψη της εκμάθησης μέσω back-propagation		
1986 – Το βιβλίο των Rumelhart και McClelland “Παράλληλη και κατανεμημένη επεξεργασία”		
1987 – Το πρώτο παγκόσμιο συνέδριο της IEEE πάνω στα ΤΝΔ		1987 – Ιδρύεται η εταιρία NeuralWare Inc.
1988 – Η ίδρυση του περιοδικού “Neural Networks”		
1988 – Η ίδρυση του περιοδικού “Neural Computation”		
1988 – Η ίδρυση του περιοδικού “IEEE Transactions on Neural Networks”		
<div><div></div><div>Η έρευνα συνεχίζεται, αλλά εξαρτάται περισσότερο περισσότερο από τις ανάγκες των επιχειρήσεων</div></div>	5 ^ο ΣΤΑΔΙΟ	1991 – Χρήση των ΤΝΔ από τις τραπεζικές επιχειρήσεις
		1993 – Ιδρύεται η εταιρία Neuraltech Inc.
		1993 – Προωθείται το Neuroshell® από την εταιρία Ward Systems Group Inc.
		1994 – Προωθείται IBM Neural Network Utility®
		1995 – Συνστήνεται το τμήμα Business Intelligence της IBM
		1995 – Ιδρύεται η εταιρία Trajecta Inc.
		1995 – Παρουσιάζεται το NeuralWorks® από τη NeuralWare Inc.
		1996 – Το 95% των 100 κορυφαίων τραπεζών στις ΗΠΑ χρησιμοποιεί τεχνικές εξαγωγής data mining
		1997 – Παρουσιάζεται το Miner® της εταιρίας SAS

Σχήμα 3.3.1: Τα 5 στάδια της ανάπτυξης της έρευνας πάνω στα ΤΝΔ και η επίδραση της στις επιχειρήσεις

3.4 Επισκόπηση των επιχειρηματικών εφαρμογών των ΤΝΔ

Κατά την τελευταία δεκαετία τα ΤΝΔ βρήκαν εφαρμογή σε ένα ευρύ φάσμα περιοχών όπως οι επιχειρήσεις, το εμπόριο και η βιομηχανία. Στην παράγραφο αυτή, παρέχεται μια ανασκόπηση των επιχειρηματικών προβλημάτων που καλούνται να αντιμετωπίσουν τα ΤΝΔ και γίνεται μια μικρή ανάλυση μερικών από τις αναφερόμενες μελέτες που σχετίζονται με τον κάθε τομέα. Η ανάλυση αυτή βασίζεται σε μερικά εξαιρετικά άρθρα, Harston (1990), Knoblock (1996) και Wong et al. (2000), καθώς και σε αρκετές δημοσιευμένες μελέτες.

3.4.1 Μάρκετινγκ

Ο στόχος του σύγχρονου μάρκετινγκ είναι η αναγνώριση των πελατών που θα αντιδρούσαν θετικά σε ένα προϊόν και η κατεύθυνση της διαφήμισης ή/και άλλων μεθόδων δειγματοληψίας προς αυτούς τους πελάτες. Το κατευθυνόμενο μάρκετινγκ (*Target marketing*) εμπεριέχει την τμηματοποίηση της αγοράς, όπου η αγορά χωρίζεται σε διαφορετικές ομάδες πελατών με πολύ διαφορετική συμπεριφορά αυτό μπορεί να επιτευχθεί με τη βοήθεια των ΤΝΔ, διαχωρίζοντας του πελάτες σύμφωνα με τα δημογραφικά χαρακτηριστικά τους, την κοινωνικο-οικονομική τους κατάσταση, την γεωγραφική τους περιοχή, τις αγοραστικές τους προτιμήσεις και τη συμπεριφορά τους απέναντι σε ένα νέο προϊόν, Dibb και Simkin (1991). Τα μη εποπτευόμενα ΤΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μια τεχνική ομαδοποίησης για την αυτοματοποίηση της διαδικασίας διαχωρισμού των πελατών σε ομάδες βάσει των παραπάνω χαρακτηριστικών, Reutterer και Natter (2000). Εναλλακτικά, τα εποπτευόμενα ΤΝΔ μπορούν να εκπαιδευτούν για να μάθουν τις περιοχές διαχωρισμού αυτών των ομάδων με βάση μια ομάδα πελατών με γνωστή συμπεριφορά, δηλαδή “συχνός αγοραστής”, “περιστασιακός αγοραστής”, κ.λ.π, Venogopal και Baets (1994).

Όταν επιτευχθεί ο διαχωρισμός μιας αγοράς, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το *ευθύ μάρκετινγκ* (direct marketing) για την πώληση ενός προϊόντος χωρίς την ανάγκη ενδιάμεσου μέσου όπως η διαφήμιση ή η προώθηση πωλήσεων. Οι πελάτες που θα προσεγγιστούν είναι πολύ πιθανό να ανταποκριθούν στο προϊόν εφόσον έχουν επιδείξει παρόμοια καταναλωτική συμπεριφορά και στο παρελθόν. Με τον τρόπο αυτό, τα στελέχη του μάρκετινγκ χρόνο και χρήματα εφόσον αποφεύγεται η επαφή με πελατειακές ομάδες αδιάφορες προς το προϊόν. Οι Bounds και Ross (1997), έδειξαν ότι τα ΤΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση των ποσοστών απόκρισης από το τυπικό 1-2%, στο 95%, απλά με την κατάλληλη επιλογή πελατών.

Τα ΤΝΔ μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση της καταναλωτικής συμπεριφοράς των πελατών με τον χρόνο και να μάθουν να αναγνωρίζουν

3.4 ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ ΤΩΝ ΤΝΔ

την πιθανή στροφή του πελάτη προς ένα ανταγωνιστικό προϊόν. Η ηλεκτρονική αποθήκευση των αγοραστικών πληροφοριών επιτρέπει την εφαρμογή τέτοιων πρακτικών και την εύρεση στρατηγικών για την διατήρηση πελατών που είναι πιθανόν να στραφούν προς άλλους ανταγωνιστές. Η ανάλυση της έρευνας αγοράς είναι ακόμα ένας τομέας χρησιμότητας των ΤΝΔ. Οι Moutinho et al. (1994) εφάρμοσαν ΤΝΔ για την ανάλυση των αποκρίσεων στη διαφήμιση προϊόντων και των καθορισμό των παραγόντων που επηρεάζουν τη χρήση των ΑΤΜ από τους πελάτες τραπεζών.

3.4.2 Πωλήσεις

Οι επιχειρήσεις συχνά έχουν την ανάγκη να προβλέψουν τις πωλήσεις για να πάρουν αποφάσεις σχετικά με το απόθεμα, τις εποχιακές προσλήψεις προσωπικού και της τιμολόγησης των προϊόντων. Τα ΤΝΔ έχουν μεγάλη επιτυχία στην πρόβλεψη πωλήσεων, λόγω της ικανότητας μαζικής επεξεργασίας μεταβλητών, Venogopal και Baets (1994). Η πρόβλεψη των πωλήσεων σε σουπερμάρκετ και στο χονδρικό εμπόριο μελετήθηκε από τους Kong και Martin (1995) και τους Thiesing et al. (1995) και τα αποτελέσματα έδειξαν μεγάλη βελτίωση σε σχέση με παραδοσιακές μεθόδους όπως η παλινδρόμηση και η γνώση των εμπειρογνομόνων,

Η δεύτερη μεγάλη περιοχή όπου οι πωλήσεις μπορούν να εκμεταλλευτούν τα ΤΝΔ είναι η ανάλυση του “καλαθιού αγοράς”, Bigus (1996). Κρυμμένη ανάμεσα στις αγοραστικές πληροφορίες, βρίσκεται η πληροφορία για το ποια προϊόντα αγοράζονται συχνά μαζί, ή ο αναμενόμενος χρόνος μεταξύ την πώληση δύο προϊόντων. Τα στελέχη των πωλήσεων μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτή την πληροφορία για τη λήψη αποφάσεων, για παράδειγμα, για το σχεδιασμό ενός καταστήματος: εάν η ανάλυση του “καλαθιού αγοράς” αποκαλύψει μια ισχυρή σχέση ανάμεσα στα προϊόντα Α και Β, τότε μπορούν να “έξαναγκάσουν” τους πελάτες να ,αγοράσουν το προϊόν Β τοποθετώντας το κοντά στο προϊόν Α. Εάν υπάρχει σύνδεση μεταξύ δύο προϊόντων στο χρόνο, δηλαδή εάν ένας πελάτης αγοράσει ένα εκτυπωτή και μετά από 6 μήνες επιστρέψει για να αγοράσει το ανταλλακτικό, τότε τα στελέχη των πωλήσεων μπορούν να χρησιμοποιήσουν την πληροφορία αυτή και να επικοινωνήσουν με τον πελάτη, αποτρέποντας τον από τον ανταγωνισμό.

3.4.3 Τράπεζες και χρηματοοικονομικές επιχειρήσεις

Μια από τα κύρια πεδία τραπεζικών και χρηματοοικονομικών διαδικασιών που επηρεάστηκε από τα ΤΝΔ είναι το *οι συναλλαγές και η χρηματοοικονομική πρόβλεψη*. Τα ΤΝΔ εφαρμόστηκαν με επιτυχία σε προβλήματα όπως η τιμολόγηση και η ισοστάθμιση μέσω

αγοράς μετοχών (hedging) των παραγώγων, Hutchinson (1994) , η πρόβλεψη της τιμής των futures, Grudnitski και Osburn (1993), η πρόβλεψη του επιπέδου συναλλαγών, Leung et al. (200) και απόδοση μετοχών, Barr και Mani (1994) και Kryzanowski et al. (1993).

Υπάρχουν πολλά άλλα πεδία τραπεζικών και χρηματοοικονομικών διαδικασιών που βελτιώθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ. Για πολλά χρόνια οι τράπεζες χρησιμοποιούσαν τεχνικές με σκοπό για τη λήψη αποφάσεων δανειοδότησης. Οι τεχνικές αυτές βασιζόταν σε στατιστικό λογισμικό. Σήμερα, τα ΤΝΔ είναι η κύρια τεχνική για τη λήψη τέτοιων αποφάσεων, Jensen (1992) και West (2000). Η εταιρία Hecht-Nielson Co. ανέπτυξε μια τεχνική η οποία αύξησε την κερδοφορία κατά 27% αναγνωρίζοντας το υψηλό και το χαμηλό πιστωτικό ρίσκο, Harston (1990). Τα ΤΝΔ αποδείχθηκαν επιτυχημένα στην πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης, Fisher και Goss (1993), Udo (1993) και Wilson και Sharda (1997).

Η αναγνώριση της χρηματοοικονομικής απάτης είναι άλλο ένα σημαντικό πεδίο που δραστηριοποιούνται τα ΤΝΔ. Η εταιρία Visa International διαθέτει ένα λειτουργικό σύστημα αναγνώρισης απάτης που βασίζεται σε ένα ΤΝΔ και λειτουργεί σε 5 Καναδικές και 10 Αμερικανικές τράπεζες, Goonatilake και Treleaven (1995). Το ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε να αναγνωρίζει συμπεριφορά εξαπάτησης με τη σύγκριση της χρήσης νόμιμων πιστωτικών καρτών με γνωστές περιπτώσεις απάτης. Το σύστημα έσωσε την εταιρία από απάτες ύψους 40 εκατομμυρίων δολαρίων μέσα στους πρώτους 6 μήνες χρήσης του, Holder (1995). Τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται επίσης και στην επικύρωση τραπεζικών υπογραφών, Francett (1989), αναγνωρίζοντας τις πλαστές υπογραφές με πολύ μεγαλύτερη επιτυχία από τους εμπειρογνώμονες.

3.4.4 Ασφάλειες

Υπάρχουν πολλοί τομείς στην βιομηχανία των ασφαλειών που μπορούν να επωφεληθούν από τα ΤΝΔ. Οι κάτοχοι σύμβασης ασφαλειών μπορούν να διαχωριστούν σε ομάδες σύμφωνα με τη συμπεριφορά τους, γεγονός που βοηθά στον καθορισμό αποτελεσματική τιμολόγησης των ασφάλιστρων. Η πρόβλεψη της συχνότητας απαιτήσεων πληρωμών, όπως επίσης και το κόστος των πληρωμών αυτών βοηθούν επίσης στην σωστή τιμολόγηση των ασφάλιστρων, Smith et al. (2000). Η βιομηχανία ασφαλειών, όπως και οι τομείς των τραπεζών και των χρηματοοικονομικών, έχουν τη μόνιμη ανάγκη αναγνώρισης απάτης και τα ΤΝΔ μπορούν να εκπαιδευτούν να αναγνωρίζουν περιπτώσεις απάτης ή ασυνήθιστες περιπτώσεις. Η τελευταία χρήση των ΤΝΔ στον τομέα των ασφαλειών είναι η *διατήρηση της πελατείας*, Smith et al. (2000). Οι ασφάλειες είναι μια ανταγωνιστική βιομηχανία και όταν ένα ασφαλιζόμενος φύγει, μπορούν να εξαχθούν χρήσιμες πληροφορίες

3.4 ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ ΤΩΝ ΤΝΔ

από το ιστορικό τους για τους λόγους που τον οδήγησαν σε μια τέτοια απόφαση. Η προσφορά σε συγκεκριμένους πελάτες ενός λόγου για να παραμείνουν ασφαλισμένοι, όπως η μείωση των ασφάλιστρων ή η παροχή προνομίων χωρίς χρέωση βοηθά στη διατήρηση καλής πελατείας.

3.4.5 Τηλεπικοινωνίες

Όπως και άλλες βιομηχανίες πωλήσεων, η βιομηχανία των τηλεπικοινωνιών ασχολείται με τις έννοιες της απώλειας πελατείας και της επαναφοράς της. Η εταιρία Neural Technologies Inc. έχει έδρα στο Ηνωμένο Βασίλειο και έχει προωθήσει το προϊόν “DA Churn Manager”. Το προϊόν αυτό είναι ειδικά φτιαγμένο για τη βιομηχανία των τηλεπικοινωνιών, και χρησιμοποιεί ένα σύνολο ΤΝΔ για να: 1) αναλύει δεδομένα που προέρχονται από πελάτες και τηλεφωνικές συνεντεύξεις, 2) να προβλέπει εάν, τότε και γιατί θα φύγει ένας πελάτης, 3) προβλέπει τις συνέπειες επερχόμενων στρατηγικών προώθησης προϊόντων και 4) ανακαλύπτει του πιο κερδοφόρους πελάτες. Οι εταιρίες τηλεπικοινωνιών ενδιαφέρονται επίσης και για τις πωλήσεις προϊόντων, εφόσον όσο μεγαλύτερη εμπιστοσύνη αποκτήσει ένας πελάτης σε ένα συγκεκριμένο προϊόν τόσο μικρότερη η πιθανότητα να προτιμήσει ένα άλλο ανταγωνιστικό προϊόν. Η ανάλυση του “καλαθιού αγοράς” είναι σημαντική στην περίπτωση αυτή, διότι εάν ένας πελάτης αγοράσει ένα προϊόν από ένα κοινό “καλάθι αγοράς” (όπως π.χ η αναμονή κλήσεων), τότε ο δελεασμός να αγοράσει και τα υπόλοιπα (όπως π.χ η αναγνώριση κλήσεων) βοηθά να μειωθεί η πιθανότητα της προσφυγής του πελάτη στον ανταγωνισμό και αυξάνει τα κέρδη μέσω των πωλήσεων. Υπάρχουν επίσης αρκετές άλλες εφαρμογές των ΤΝΔ στη βιομηχανία των τηλεπικοινωνιών, και παρόλο που είναι περισσότερο μηχανολογικές παρά επιχειρησιακές, εμπίπτουν στο πεδίο της ΕΕ μιας και εμπεριέχουν τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Οι εφαρμογές αυτές περιλαμβάνουν τη χρήση των ΤΝΔ στην εκχώρηση καναλιών τηλεφωνίας, Smith και Planiswami (1997), για το βέλτιστο σχεδιασμό δικτύων τηλεπικοινωνιών, Paterson και Pirkul (2000) και για την αποτελεσματική δρομολόγηση και έλεγχο της κίνησης των δεδομένων, Yuhas και Ansari (1994).

3.4.6 Διαχείριση διαδικασιών (Operations management)

Υπάρχουν πολλοί τομείς της διαχείρισης διαδικασιών, ιδίως ο σχεδιασμός και ο προγραμματισμός παραγωγής, όπου τα ΤΝΔ έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς. Ο προγραμματισμός εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών, Foo και Takefuji (1988), ο προγραμματισμός γραμμών συναρμολόγησης, Smith et al. (1985) και ο προγραμματισμός

κυτταρικής παραγωγής, Guerrero (1998) υπήρξαν μερικοί από τους σημαντικούς τομείς έρευνας την τελευταία δεκαετία. Τα ΤΝΔ εφαρμόστηκαν επιτυχώς και σε άλλους τομείς όπως η κατασκευή χρονοδιαγραμμάτων, Gislen (1989), προγραμματισμός εργολαβιών, Pandman (1993). Σχεδόν όλες αυτές οι εφαρμογές βασίζονται στα δίκτυα Hopfield. Πρόσφατα, εφαρμόστηκαν και εναλλακτικές προσεγγίσεις ΤΝΔ όπως ο νευρο-δυναμικός προγραμματισμός, Secomandi (2000).

Η χρήση των ΤΝΔ σε διάφορους τομείς σχεδιασμού και ελέγχου ανασκοπούνται από τους Garetti και Taisch (199) και καλύπτουν ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών από την πρόβλεψη της ζήτησης μέχρι τον προγραμματισμό και έλεγχο εργασιών. Οι Balakrishnan et al. (1997) χρησιμοποίησαν ΤΝΔ για να ενοποιήσουν τις λειτουργίες της διοίκησης και της παραγωγής σε ένα ολοκληρωμένο οργανισμό. Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό αυτού του άρθρου είναι η χρήση στο ίδιο ΤΝΔ εποπτευόμενης και μη εποπτευόμενης εκμάθησης. Επιπροσθέτως, οι Gupta et al. (1997, 1999), περιέγραψαν τη χρήση ΤΝΔ για την επιλογή του πιο κατάλληλου ευρετικού αλγορίθμου για την επίλυση του προβλήματος του προγραμματισμού εργασιών. Επίσης τα ΤΝΔ συνδυάστηκαν με την προσομοίωση για να επιτύχουν καλύτερη εκπαίδευση στο σχεδιασμό συστημάτων παραγωγής, Mollagashemi (1998).

Ένας άλλος τομέας της διαχείρισης διαδικασιών που ωφελήθηκε από τη χρήση ΤΝΔ είναι ο *έλεγχος ποιότητας*. Τα ΤΝΔ μπορούν να συνδυαστούν με άλλες παραδοσιακές τεχνικές στατιστικού ελέγχου για να αυξήσουν την απόδοσή τους. Παράδειγμα αποτελεί η μελέτη του Glover (1998) πάνω στην εμφιάλωση μπουκαλιών σόδας. Τα ΤΝΔ μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν και ως ένα διαγνωστικό εργαλείο όπως στην μελέτη των Jacubiwicz και Ramanujam (1990) πάνω στη διάγνωση αστοχιών σε ηλεκτρονικό εξοπλισμό στα δορυφορικά τηλεπικοινωνιακά δίκτυα, Casselaman και Acres (1990).

3.4.7 Λοιπές βιομηχανίες

Εκτός από τις εφαρμογές που περιγράφηκαν παραπάνω υπάρχουν πολλές άλλοι βιομηχανικοί τομείς στους οποίους δραστηριοποιούνται τα ΤΝΔ. Πολλά γνωστά εμπορικά προϊόντα στηρίζονται στην τεχνολογία των ΤΝΔ. Το λογισμικό αναγνώρισης ιών της IBM “*IBM AntiVirus*” χρησιμοποιεί ένα ΤΝΔ για να εντοπίζει ιούς κατά την εκκίνηση H/Y. Εκτός από τον εντοπισμό των ήδη γνωστών ιών, το πρόγραμμα κατάφερε να εντοπίσει το 75% των νεοεμφανιζόμενων ιών. Η εταιρία Sensory Inc. χρησιμοποίησε ένα ΤΝΔ για να δημιουργήσει ένα τσιπ αναγνώρισης ομιλίας, το οποίο χρησιμοποιείται από την εταιρία παιγνιδιών Fisher-Price και σε συστήματα ασφαλείας αυτοκινήτων. Εταιρίες όπως η Siemens χρησιμοποιούν ΤΝΔ για την αυτοματοποίηση διαδικασιών παραγωγής, μειώνοντας τα λειτουργικά κόστη και

3.4 ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ ΤΩΝ ΤΝΔ

αυξάνοντας την παραγωγικότητα. Το λογισμικό αναγνώρισης χειρόγραφων χαρακτήρων όπως αυτό που χρησιμοποιείται από το προϊόν “*Newton Message Pad*” της εταιρίας Apple ενσωματώνει την τεχνολογία ΤΝΔ, επίσης. Λεπτομέρειες για αυτές τις εφαρμογές μπορούν να βρεθούν στη μελέτη του Knoblock, (1996).

Το συμπέρασμα από την παραπάνω ανάλυση είναι ότι η ποικιλία εφαρμογών που ωφελούνται από την τεχνολογία των ΤΝΔ είναι μεγάλη. Παρόλα αυτά υπάρχουν ακόμα πολλά προβλήματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν και απαιτείται μελλοντική έρευνα σε πολλούς νέους τομείς. Για παράδειγμα οι τράπεζες δεν μπορούν να απορρίψουν μια αίτηση δανείου μόνο ως αποτέλεσμα ενός λογισμικού ΤΝΔ. Θα πρέπει να παρέχουν τις αιτίες που απέτυχε η αίτηση και προτάσεις για τη βελτίωση της την επόμενη φορά. Λόγω αυτών των νομικών περιορισμών, οι ερευνητές τώρα δραστηριοποιούνται στην εξαγωγή κανόνων από τα ΤΝΔ, Andrews et al. (1995) και Lubinsky και Kothari (1997). Ακόμα, οι υψηλές απαιτήσεις σε λογισμικό αναγνώρισης κειμένου και ομιλίας σημαίνουν ότι οι ερευνητές θα προσπαθήσουν να κατασκευάσουν πιο γρήγορους και αποτελεσματικούς αλγόριθμους για την επίτευξη αυτών τους. Οι επιχειρησιακές και βιομηχανικές αυτές απαιτήσεις θα συνεχίσουν να προωθούν την έρευνα και την επόμενη δεκαετία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Κατηγορίες Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

4.1 Perceptron ενός στρώματος

Το πρώτο είδος νευρωνικού δικτύου είναι ένα δίκτυο *perceptron* ενός στρώματος, McCulloch και Pitts (1940), το οποίο αποτελείται από ένα και μόνο στρώμα κόμβων εξόδου. Οι εισοδοί προωθούνται απευθείας στις εξόδους μέσω μιας σειράς βαρών. Κατ' αυτό τον τρόπο μπορεί να θεωρηθεί το απλούστερο είδος προς τα εμπρός τροφοδοτούμενου (feed-forward) δικτύου. Το άθροισμα των γινομένων των βαρών με τις εισόδους υπολογίζεται σε κάθε κόμβο και εάν η τιμή είναι επάνω από κάποιο κατώτατο όριο (συνήθως το 0), ο νευρώνας ενεργοποιείται και παίρνει στην τιμή 1, ειδάλλως παίρνει την τιμή -1. Οι νευρώνες με αυτό το είδος συνάρτησης ενεργοποίησης καλούνται επίσης και *νευρώνες McCulloch-Pitts* ή *νευρώνες “κατωφλιών”*.

Τα δίκτυα perceptron μπορούν να εκπαιδευθούν από έναν απλό αλγόριθμο εκμάθησης που καλείται συνήθως κανόνας “δέλτα”. Ο κανόνας αυτός υπολογίζει τα σφάλματα μεταξύ των πραγματικών δεδομένων εξόδου και των δεδομένων εξόδου ενός δείγματος και τα χρησιμοποιεί για να ρυθμίσει τα βάρη, εφαρμόζοντας κατά συνέπεια μια μορφή κατάβασης διανύσματος κλίσης (gradient descent).

Τα μονο-στρωματικά perceptrons είναι σε θέση να εκπαιδευτούν μόνο πάνω σε γραμμικά διαχωριζόμενα πρότυπα. Το 1969 σε μια διάσημη έρευνα, που τιτλοφορείται *Perceptrons*, οι Marvin Minsky και Seymour Papert απέδειξαν ότι ήταν αδύνατο για ένα δίκτυο perceptron ενός μόνο στρώματος να εκπαιδευτεί πάνω σε μια συνάρτηση X-OR. Υπέθεσαν επίσης, ανακριβώς όμως, ότι παρόμοια αποτελέσματα θα ίσχυαν και για ένα πολύ-στρωματικό δίκτυο perceptron. Αν και μια και μόνο μονάδα έχει αρκετά περιορισμένη υπολογιστική δύναμη, έχει αποδειχθεί ότι τα δίκτυα παράλληλων τέτοιων μονάδων μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση από ένα συμπαγές διάστημα πραγματικών αριθμών στο διάστημα $[-1, 1]$ (“Ο κανόνας εκμάθησης p-δέλτα για παράλληλα perceptrons” Auer, Burgsteiner και Maass, 2001).

Ένα νευρωνικό δίκτυο ενός μόνο στρώματος μπορεί να υπολογίσει μια συνεχή έξοδο αντί μιας βηματικής συνάρτησης. Μια κοινή επιλογή είναι η αποκαλούμενη λογιστική συνάρτηση, $1/(1 + \exp(-x))$. Με αυτή τη συνάρτηση το μονο-στρωματικό δίκτυο είναι ίδιο με το λογιστικό μοντέλο παλινδρόμησης, που χρησιμοποιείται ευρέως στη στατιστική.

4.2 Πολύ-στρωματικό perceptron (MLP)

Αυτή η κατηγορία δικτύων αποτελείται από πολλαπλά στρώματα υπολογιστικών μονάδων, που διασυνδέονται συνήθως με έναν προς τα εμπρός τροφοδοτούμενο (feed-forward) τρόπο. Αυτό σημαίνει ότι κάθε νευρώνας σε ένα στρώμα έχει κατευθυνόμενες συνδέσεις σε όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος. Σε πολλές εφαρμογές οι μονάδες αυτών των δικτύων εφαρμόζουν μια σιγμοειδή συνάρτηση ως συνάρτηση ενεργοποίησης.

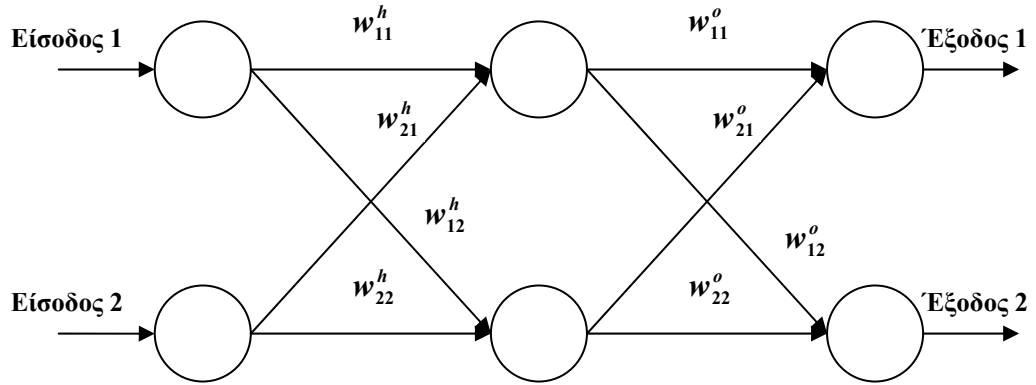
Το γενικό *θεώρημα προσέγγισης* για τα νευρωνικά δίκτυα δηλώνει ότι κάθε συνεχής συνάρτηση η οποία αντιστοιχίζει διαστήματα πραγματικών αριθμών σε κάποιο διάστημα εξόδου πραγματικών αριθμών μπορεί να προσεγγιστεί σε οποιοδήποτε βαθμό από ένα πολυστρωματικό perceptron με μόνο ένα κρυμμένο στρώμα. Αυτό το θεώρημα ισχύει μόνο για περιορισμένες κατηγορίες συναρτήσεων ενεργοποίησης, όπως π.χ. για τις σιγμοειδείς συναρτήσεις.

Τα πολύ-στρωματικά δίκτυα χρησιμοποιούν ποικίλες τεχνικές εκμάθησης, η δημοφιλέστερη εκ των οποίων είναι η “*προς τα πίσω διάδοση των σφαλμάτων*” (back-propagation). Εδώ οι τιμές εξόδου συγκρίνονται με τη σωστή απόκριση για να υπολογιστεί η τιμή κάποιας προκαθορισμένης συνάρτησης σφάλματος. Σε κάποιες τεχνικές το σφάλμα ανατροφοδοτείται έπειτα μέσω του δικτύου. Χρησιμοποιώντας αυτές τις πληροφορίες, ο αλγόριθμος ρυθμίζει τα βάρη κάθε σύνδεσης προκειμένου να μειωθεί η τιμή της συνάρτησης σφάλματος σε μια μικρή τιμή. Εφόσον αυτή η διαδικασία επαναληφθεί για έναν αρκετά μεγάλο αριθμό κύκλων εκπαίδευσης, το δίκτυο θα συγκλίνει συνήθως σε κάποια κατάσταση όπου το σφάλμα των υπολογισμών είναι μικρό. Σε αυτήν την περίπτωση μπορεί να θεωρηθεί ότι το δίκτυο έχει “*μάθει*” μια ορισμένη συνάρτηση-στόχο. Για να ρυθμιστούν τα βάρη κατάλληλα κρίνεται απαραίτητη η εφαρμογή μιας γενικής μεθόδου μη γραμμικής βελτιστοποίησης που καλείται “*κατάβαση διανύσματος κλίσης*” (gradient descent). Κατά τη μέθοδο αυτή, υπολογίζεται η παράγωγος της συνάρτησης σφάλματος σε σχέση με τα βάρη του δικτύου και στη συνέχεια μεταβάλλονται τα βάρη έτσι ώστε να μειωθεί το σφάλμα, πηγαίνοντας έτσι προς τα κάτω (κατάβαση) στην επιφάνεια της συνάρτησης. Για τον λόγο αυτόν, η μέθοδος back-propagation μπορεί να εφαρμοστεί μόνο στα δίκτυα με διαφορίσιμη συνάρτηση ενεργοποίησης. Μια πιο αναλυτική παρουσίαση όλων των παραπάνω συμπερασμάτων επιχειρείται στις επόμενες παραγράφους.

4.2 ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΟ PERCEPTRON (MLP)

4.2.1 Τροποποίηση των βαρών των συνδέσεων του ΤΝΔ

Θεωρούμε το παράδειγμα του σχήματος 4.2.1:



Σχήμα 4.2.1: Παράδειγμα ενός δικτύου BP (2, 2, 2)

Δηλώνοντας με (I_1, I_2) , (H_1, H_2) και (O_1, O_2) τις εισόδους, τις εξόδους του κρυμμένου στρώματος και τις εξόδους του δικτύου αντίστοιχα, οι τιμές των εξόδων του κρυμμένου στρώματος 1 και 2 δίνονται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$H_1 = \text{sgm}\left(\sum_{k=1}^2 I_k w_{k1}^h\right) \quad (4.2.1)$$

και

$$H_2 = \text{sgm}\left(\sum_{k=1}^2 I_k w_{k2}^h\right) \quad (4.2.2)$$

όπου

$$\text{sgm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.2.3)$$

Οι εξοδοι του δικτύου θα είναι:

$$O_1 = \text{sgm}\left(\sum_{m=1}^2 H_m w_{m1}^o\right) \quad (4.2.4)$$

και

$$O_2 = \text{sgm}\left(\sum_{m=1}^2 H_m w_{m2}^o\right) \quad (4.2.5)$$

ή χρησιμοποιώντας τις (4.2.1) και (4.2.2)

$$O_1 = \text{sgm}\left(\sum_{m=1}^2 \text{sgm}\left(\sum_{k=1}^2 I_k w_{km}^h\right) w_{m1}^o\right) \quad (4.2.6)$$

και

$$O_2 = \text{sgm}\left(\sum_{m=1}^2 \text{sgm}\left(\sum_{k=1}^2 I_k w_{km}^h\right) w_{m2}^o\right) \quad (4.2.7)$$

Τώρα μπορεί να υπολογιστεί η έξοδος δεδομένου ενός συνόλου εισόδων και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (ΜΣΣ), μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής εξόδου. Εφόσον μας ενδιαφέρει περισσότερο το σχήμα της καμπύλης σφάλματος από τις ακριβείς τιμές του, δεν απαιτείται να διαιρέσουμε με τον αριθμό των εξόδων.

$$E = \sum_{n=1}^2 (D_n - O_n)^2 \quad (4.2.8)$$

ή με τη χρήση των (4.2.6) και (4.2.7),

$$E = \sum_{n=1}^2 \left(D_n - \text{sgm}\left(\sum_{m=1}^2 \text{sgm}\left(\sum_{k=1}^2 I_k w_{km}^h\right) w_{mn}^o\right) \right)^2 \quad (4.2.9)$$

όπου D_k είναι η k-οστή επιθυμητή έξοδος.

Για παράδειγμα, έστω ότι οι πραγματικές έξοδοι είναι 0.75 και 0.05, ενώ οι επιθυμητές έξοδοι είναι 0.9 και 0.1. Το ΜΣΣ είναι $((0.9 - 0.75)^2 + (0.1 - 0.05)^2)/2 = 0.0125$ (στον αλγόριθμο BP δεν απαιτείται να διαιρέσουμε δια N). Είναι φανερό ότι, για οποιαδήποτε δεδομένα εκπαίδευσης (είσοδοι), η τιμή αυτή είναι συνάρτηση μόνο των βαρών του δικτύου. Επομένως, για να μειωθεί το σφάλμα αρκεί να τροποποιήσουμε τα βάρη του δικτύου έτσι ώστε να μειωθεί η τιμή της συνάρτησης σφάλματος. Αρκεί, επομένως, να υπολογίσουμε την μερική παράγωγο της συνάρτησης σφάλματος σε σχέση με το κάθε βάρος του δικτύου και

4.2 ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΟ PERCEPTRON (MLP)

στη συνέχεια να ‘μετακινήσουμε’ την τιμή του βάρους προς την αντίθετη κατεύθυνση από την παράγωγο.

Η παράγωγος είναι αρκετά απλή στον υπολογισμό της, λόγω του ότι μπορεί να περιγραφεί με όρους της ίδιας της συνάρτησης σφάλματος:

$$\frac{d}{dx} \frac{1}{1+e^{-x}} = \frac{e^{-x}}{(1+e^{-x})^2} = (1-\text{sgm}(x))\text{sgm}(x) \quad (4.2.10)$$

Η παράγωγος ορίζεται ως το διάνυσμα των μερικών παραγώγων της συνάρτησης πολλών μεταβλητών ως προς την κάθε μεταβλητή. Επειδή το σφάλμα είναι συνάρτηση και των βαρών εξόδου του δικτύου, υπολογίζουμε πρώτα τις μερικές παραγώγους της κάθε εξόδου ως προς το βάρος της κάθε σύνδεσης και έχουμε:

$$\frac{\partial O_n}{\partial w_{mn}^o} = \frac{\partial}{\partial w_{mn}^o} \sum_{k=1}^2 w_{kn}^o H_k = H_m \quad (4.2.11)$$

Τώρα μπορεί να υπολογιστεί η παράγωγος της συνάρτησης σφάλματος,

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{mn}^o} &= \frac{\partial}{\partial w_{mn}^o} \sum_{n=1}^2 (D_n - O_n)^2 \\ &= -2(D_n - O_n) \frac{\partial}{\partial S^o} \text{sgm}(S^o) \frac{\partial S^o}{\partial w_{mn}^o} \\ &= -2(D_n - O_n) ((1 - \text{sgm}(S^o)) \text{sgm}(S^o)) H_m \\ &= -\delta_n^o H_m \end{aligned} \quad (4.2.12)$$

όπου $S^o = \sum_{k=1}^2 w_{kn}^o$ και $-2(D_n - O_n) ((1 - \text{sgm}(S^o)) \text{sgm}(S^o))$ ορίζεται ως δ_n^o .

Οι νέες τιμές των βαρών του δικτύου υπολογίζονται πολλαπλασιάζοντας την παράγωγο με μια βηματική παράμετρο a (η οποία καλείται *ρυθμός εκμάθησης*) και αφαιρώντας το γινόμενο αυτό από το αντίστοιχο βάρος, δηλαδή:

$$w_{mn}^o(t+1) = w_{mn}^o(t) - a \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{mn}^o} \quad (4.2.13)$$

Η αλλαγή αυτή δεν λαμβάνει όμως χώρα πριν από την ενημέρωση των βαρών των μεσαίων στρωμάτων.

Προφανώς, το σφάλμα στην έξοδο επηρεάζεται από τα βάρη των μεσαίων στρωμάτων, επίσης. Παρόλα αυτά, η διαδικασία αυτή είναι πιο σύνθετη. Πρώτα υπολογίζεται η νέα παράγωγος για το κρυμμένο στρώμα, θεωρώντας τώρα τα βάρη των συνδέσεων εξόδου ως σταθερές. Στη συνέχεια, η νέα έξοδος είναι μια συνάρτηση μόνο των βαρών του κρυμμένου στρώματος (και σε ένα γενικευμένο δίκτυο υπάρχουν ΚΜ τέτοια βάρη, για Κ εισόδους και Μ νευρώνες του κρυμμένου στρώματος). Παρόλα αυτά η έκφραση της παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος παραμένει απλή:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{km}^h} = ((1 - \text{sgm}(S^h))\text{sgm}(S^h)) \sum_{n=1}^2 \delta_n^o w_{mn}^o I_k \quad (4.2.14)$$

Τα βάρη του κρυμμένου στρώματος ενημερώνονται με την ίδια διαδικασία όπως και τα βάρη του στρώματος εξόδου και στη συνέχεια ενημερώνονται και τα βάρη του στρώματος εξόδου, επίσης. Αυτό αποτελεί ένα κύκλο εκπαίδευσης για ένα σύνολο δεδομένων εισόδου.

Το στρώμα εισόδου χρησιμεύει ως μια προσωρινή αποθήκη για τα δεδομένα εισόδου, και επομένως δεν διαθέτει βάρη που χρειάζονται τροποποίηση. Παρόλα αυτά, σε ένα γενικευμένο δίκτυο θα μπορούσαν να υπάρχουν περισσότερα κρυμμένα στρώματα. Πάλι, η διαδικασία ενημέρωσης των βαρών είναι η ίδια. Μόλις οι απαραίτητες τροποποιήσεις υπολογιστούν, όλα τα βάρη (κρυμμένων στρωμάτων και στρώματος εξόδου) μπορούν να ενημερωθούν.

Εφόσον, έως τώρα, έχει γίνει μόνο ένα μικρό βήμα προς την επιθυμητή κατάσταση του ελάχιστου σφάλματος, η πιο πάνω διαδικασία θα πρέπει να επαναληφθεί αρκετές φορές εωσότου το ΜΣΣ να πέσει κάτω από μια προκαθορισμένη τιμή. Όταν συμβεί αυτό, το δίκτυο συμπεριφέρεται ικανοποιητικά και η εκπαίδευση πάνω στο συγκεκριμένο παράδειγμα έχει τελειώσει.

Στη συνέχεια, επιλέγεται τυχαία το επόμενο παράδειγμα και η διαδικασία επαναλαμβάνεται. Αυτό συνεχίζεται εωσότου χρησιμοποιηθούν όλα τα παραδείγματα αρκετές φορές (από 20 έως πάνω από 10,000 φορές), ανάλογα με το συγκεκριμένο πρόβλημα, την πολυπλοκότητα των δεδομένων και άλλων παραμέτρων.

Τέλος, το δίκτυο είναι έτοιμο για δοκιμή. Ενώ είναι δυνατόν να δοκιμαστεί πάνω στα δεδομένα εκπαίδευσης, είναι ορθότερο να επιλεγούν πραγματικά δεδομένα, άγνωστα στο δίκτυο για να ελεγχθεί η αποδοτικότητά του.

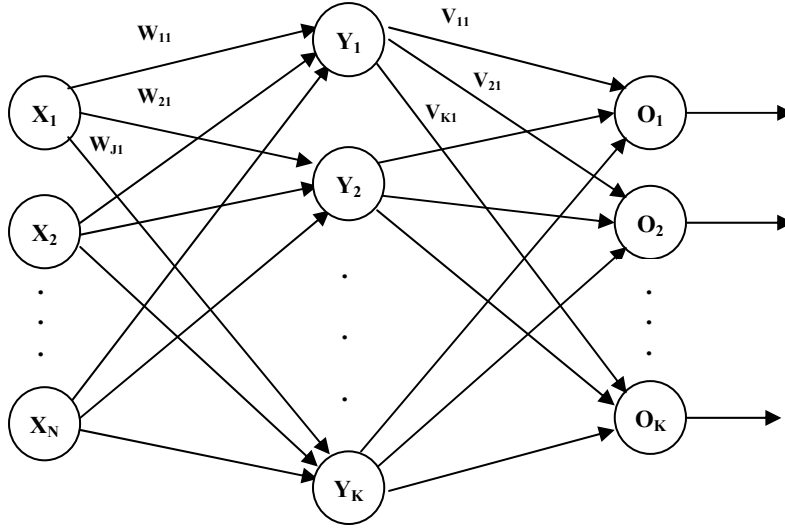
4.2.2 Μειονεκτήματα του αλγορίθμου BP

Στη γενική περίπτωση, το πρόβλημα της εκπαίδευσης ενός ΤΝΔ που θα αποδίδει καλά, ακόμη και σε υποδείγματα που δεν χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση, είναι ένα αρκετά λεπτό ζήτημα που απαιτεί πρόσθετες τεχνικές. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τις περιπτώσεις όπου είναι διαθέσιμοι μόνο πολύ περιορισμένοι αριθμοί υποδειγμάτων εκπαίδευσης. Ο κίνδυνος είναι ότι το δίκτυο μπορεί να υπερ-προσαρμοστεί (*overfit*) στα δεδομένα των υποδειγμάτων και να αποτύχει να συλλάβει την αληθινή στατιστική διαδικασία που παράγει τα δεδομένα, δηλαδή να βρει την πραγματική συνάρτηση-στόχο. Η “*θεωρία στατιστικής εκμάθησης*” ασχολείται με την εκπαίδευση ταξινομητών με ένα περιορισμένο ποσό δεδομένων. Στα πλαίσια των νευρωνικών δικτύων ένας απλός ευρετικός αλγόριθμος, αποκαλούμενος “*έγκαιρο σταμάτημα*” (*early stopping*), συχνά εξασφαλίζει το γεγονός ότι το δίκτυο θα γενικεύσει καλά σε υποδείγματα που δεν ανήκουν στο σύνολο εκπαίδευσης.

4.2.3 Δίκτυα MFNN

Τη μερίδα του λέοντος όσον αφορά τις επιχειρηματικές εφαρμογές των δικτύων *MLP*, την κατέχουν τα πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα με προς-τα-εμπρός τροφοδότηση της πληροφορίας και αλγόριθμο εκμάθησης *back-propagation MFNN*. Αυτός ο τύπος ΝΔ είναι δημοφιλής λόγω της ευρείας του εφαρμογής σε πολλά επιστημονικά πεδία, όπως η πρόβλεψη, η ταξινόμηση και η μοντελοποίηση. Τα *MFNN* είναι κατάλληλα για την επίλυση προβλημάτων που αφορούν την εκμάθηση της σχέσεως μεταξύ ενός συνόλου δεδομένων εισόδου και ενός συνόλου δεδομένων εξόδου. Ανήκουν στις τεχνικές εποπτευόμενης εκμάθησης επειδή απαιτούν ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης έτσι ώστε βρουν τη σχέση που συνδέει τα δεδομένα εισόδου και εξόδου.

Η αρχιτεκτονική των *MFNN* φαίνεται στο σχήμα 4.2.2 και αποτελείται από 2 ή περισσότερα στρώματα νευρώνων που συνδέονται με τη χρήση βαρών. Η ροή της πληροφορίας είναι από αριστερά προς τα δεξιά, με τις εισόδους X να περνάνε μέσω του κρυφού στρώματος στο στρώμα εξόδου. Τα βάρη που συνδέουν το στοιχείο εισόδου i με το κρυφό νευρώνα j συμβολίζονται με W_{ji} , ενώ τα βάρη που συνδέουν τον κρυφό νευρώνα j με το νευρώνα εξόδου k συμβολίζονται με V_{kj} .



Σχήμα 4.2.2: Αρχιτεκτονική ενός δικτύου MFNN

Κάθε νευρώνας υπολογίζει την έξοδό του με βάση το μέγεθος της “διέγερσης” που δέχεται από το δεδομένο διάνυσμα εισόδου X . Πιο συγκεκριμένα, η είσοδος ενός νευρώνα υπολογίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του, ενώ η έξοδός του βασίζεται σε μια σιγμοειδή συνάρτηση που φανερώνει το μέγεθος της συνολικής εισόδου του. Δηλαδή, για το j -οστό κρυμμένο νευρώνα, έχουμε:

$$net_j^h = \sum_{i=1}^N W_{ji} X_i \quad \text{και} \quad Y_j = f(net_j^h) \quad (4.2.15)$$

Ενώ για τον k -οστό νευρώνα εξόδου, έχουμε:

$$net_k^o = \sum_{j=1}^J V_{kj} Y_j \quad \text{και} \quad O_k = f(net_k^o) \quad (4.2.16)$$

Συνήθως, η σιγμοειδής συνάρτηση $f(net)$ είναι η γνωστή λογιστική συνάρτηση:

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda net}} \quad (4.2.17)$$

όπου λ είναι μια παράμετρος για τον έλεγχο της κλίσης της συνάρτησης, παρόλο που οι μοναδικές απαιτήσεις είναι να είναι φραγμένη στο διάστημα $[0, 1]$, αύξουσα και

4.2 ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΟ PERCEPTRON (MLP)

παραγωγίσιμη. Για ένα συγκεκριμένο μοτίβο εισόδου, το δίκτυο έχει μια έξοδο (ή ένα σύνολο εξόδων) O_k , η οποία συγκρίνεται με τη γνωστή επιθυμητή έξοδο κάθε νευρώνα εξόδου d_k . Στη συνέχεια, τα βάρη του δικτύου τροποποιούνται, με φορά από το στρώμα εξόδου και προς τα πίσω, έτσι ώστε να διορθωθεί ή να μειωθεί το σφάλμα, ενώ ακολουθεί το νέο διάνυσμα δεδομένων εισόδου. Τα βάρη συνεχίζουν να τροποποιούνται με τον τρόπο αυτό, έως ότου το συνολικό σφάλμα, για όλα τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης να μειωθεί κάτω από ένα ανεκτό επίπεδο. Η επιλογή του κατωφλιού σφάλματος θα πρέπει να γίνει με προσοχή, διότι αν επιλεγεί πολύ μικρό υπάρχει περίπτωση το δίκτυο να προσαρμοστεί υπερβολικά στα δεδομένα (over-fitting) και να χάσει τη δυνατότητα να γενικεύει, ενώ αν επιλεγεί πολύ μεγάλο τότε η σύγκλιση του δικτύου θα είναι αργή και υπάρχει ο κίνδυνος εγκλωβισμού σε κάποιο τοπικό ελάχιστο. Ο κανόνας ενημέρωσης των βαρών του στρώματος εξόδου είναι:

$$V_{kj}(t+1) = V_{kj}(t) + c\lambda(d_k - O_k)O_k(1 - O_k)Y_j(t) \quad (4.2.18)$$

και για τα βάρη του κρυμμένου στρώματος, έχουμε:

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + c\lambda^2 Y_j(t)(1 - Y_j(t))X_i(t) \left(\sum_{k=1}^K (d_k - O_k)O_k(1 - O_k)V_{kj} \right) \quad (4.2.19)$$

Η απόδειξη ότι με την ενημέρωση των βαρών ελαχιστοποιείται το συνολικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MTΣ):

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (d_{pk} - O_{pk})^2 \quad (4.2.20)$$

όπου d_{pk} είναι η επιθυμητή έξοδος του νευρώνα k για το διάνυσμα εισόδου p και O_{pk} είναι η πραγματική έξοδος του νευρώνα k για το διάνυσμα εισόδου p , έγκειται στο γεγονός ότι ο αλγόριθμος back-propagation εφαρμόζει τη μέθοδο της μέγιστης κατάβασης στη συνάρτηση σφάλματος. Για τη σωστή εφαρμογή των δικτύων *MFNN* πρέπει να ληφθούν υπόψη πολλοί παράγοντες, όπως η αποδοτική συμπεριφορά του δικτύου σε άγνωστα δεδομένα εισόδου (γενίκευση των λύσεων). Για διασφαλιστεί κάτι τέτοιο, τα δεδομένα χωρίζονται σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training data) και ένα σύνολο δεδομένων δοκιμής (test data), όπου η απόδοση του δικτύου στο τελευταίο καταδεικνύει τη δυνατότητα γενίκευσης λύσεων. Άλλοι παράγοντες αποτελούν η σωστή επιλογή των παραμέτρων του δικτύου,

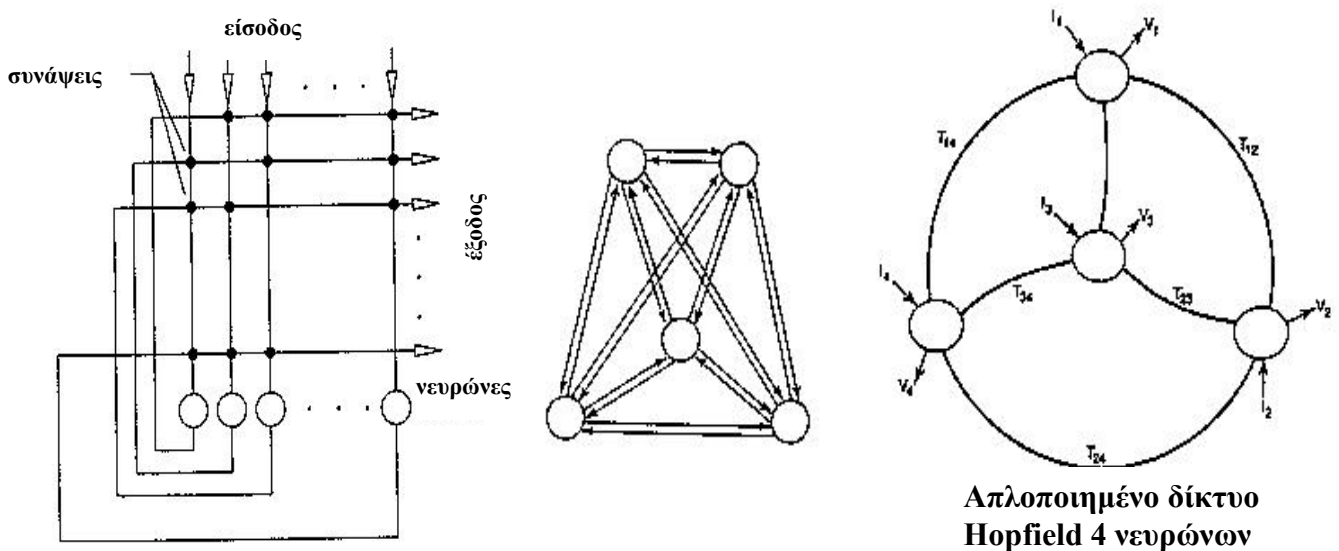
συμπεριλαμβανομένου του αριθμού των νευρώνων του κρυμμένου στρώματος, του ρυθμού εκμάθησης c , της επιλογής των αρχικών βαρών και της κλίσης της σιγμοειδούς συνάρτησης λ . Η σύγκλιση της συνάρτησης σφάλματος είναι επίσης ένα σημαντικό θέμα που απασχολεί τους ερευνητές, εφόσον σημαίνει ότι ο τελικός συνδυασμός των βαρών θα παράγει πάντα ένα σφάλμα. Οι ερευνητές ξεκίνησαν πρόσφατα να χρησιμοποιούν ευρετικές τεχνικές όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι αντί του αλγόριθμου back-propagation για τον καθορισμό των βέλτιστων βαρών του δικτύου *MFNN* (Montana (1995), Sexton et al. (1998) και Gupta και Sexton (1999)).

4.3 Δίκτυα προσέλκυσης ή δίκτυα χαλάρωσης (attractor or relaxation networks)

Τα πιο ξεχωριστά δίκτυα προσέλκυσης είναι το “δίκτυο Hopfield” και η “μηχανή Boltzman”.

4.3.1 Δίκτυο Hopfield

Το δίκτυο Hopfield είναι ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο στο οποίο όλες οι συνδέσεις είναι συμμετρικές. Ανακαλύφθηκε από τον John Hopfield (1982) και έχει την ιδιότητα ότι η δυναμική του εγγυάται τη σύγκλιση. Εάν οι συνδέσεις του εκπαιδευτούν με τη χρήση εκπαίδευσης Hebbian, το δίκτυο Hopfield μπορεί να λειτουργήσει ως κατευθυνόμενη-από-το-περιεχόμενο μνήμη (ή αλλιώς συσχετισμένη μνήμη) και να επιδείξει στιβαρότητα στις μεταβολές των σύνδεσεων. Το δίκτυο Hopfield μπορεί να παρασταθεί με διάφορους τρόπους, οι οποίοι είναι κάπως ισοδύναμοι (Σχήμα 4.3.1).



Ένα δίκτυο εγκάρσιων ράβδων
(crossbar network)

Απλοποιημένο δίκτυο
Hopfield 4 νευρώνων

Σχήμα 4.3.1: Διάφορες αρχιτεκτονικές αναπαραστάσεις των δικτύων Hopfield

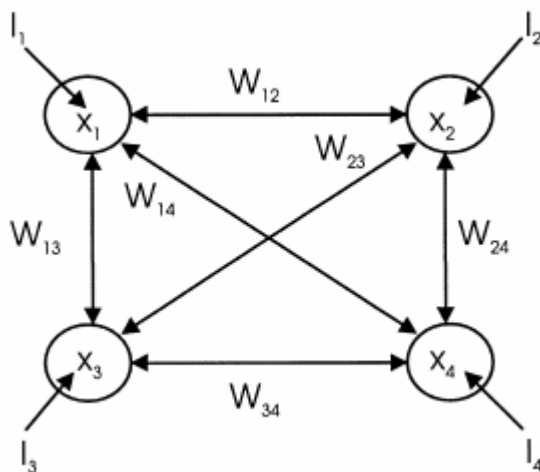
Το διάγραμμα στα δεξιά δείχνει ότι κάθε νευρώνας έχει μια σύνδεση με κάθε άλλο νευρώνα σε δύο κατευθύνσεις, αλλά παραλείπει τη λεπτομέρεια ότι κάθε νευρώνας είναι επίσης μια είσοδος και μια έξοδος, όπως παρουσιάζεται στο ενδιάμεσο διάγραμμα. Το διάγραμμα στα αριστερά καλείται δίκτυο εγκάρσιων ράβδων (crossbar network) ενός δικτύου Hopfield, και είναι ένα κατάλληλο εργαλείο κατά την ανάλυση των βαρών σύνδεσης ως πίνακας αριθμών.

4.3 ΔΙΚΤΥΑ ΠΡΟΣΕΛΚΥΣΗΣ Ή ΔΙΚΤΥΑ ΧΑΛΑΡΩΣΗΣ (ATTRACTOR OR RELAXATION NETWORKS)

Το δίκτυο Hopfield παρουσιάζεται με ένα διάνυσμα εισόδου, το οποίο παραμένει ενεργό καθώς οι νευρώνες ενημερώνουν τα βάρη τους ένας-ένας με τη σειρά (συνήθως περισσότερο από μία φορά για κάθε νευρώνα) έως ότου η έξοδος σταθεροποιηθεί σε μια τιμή. Τα βάρη ενημερώνονται βάσει της διαφοράς μεταξύ της εισόδου και της εξόδου για κάθε μεμονωμένο νευρώνα. Αυτή η διαδικασία της σταδιακής προσέγγισης της εξόδου καλείται *χαλάρωση* (relaxation) ή *ανόπτηση* (annealing), και μπορεί να εκφραστεί ως ενεργειακή εξίσωση, η οποία διατυπώθηκε πρώτα από το φυσικό John Hopfield που συνέλαβε αυτού του είδους το δίκτυο.

Οι χαμηλότερες ενεργειακές καταστάσεις είναι οι “προσελκυτές” (attractors) του δικτύου, δηλαδή η επιθυμητή έξοδος. Η εναπόθεση του δικτύου στη χαμηλότερη ενεργειακή κατάσταση του μπορεί να συγκριθεί με μια σφαίρα που κυλά στο κατώτατο σημείο ενός λόφου. Εάν ο λόφος έχει μια λακκούβα, εντούτοις, η σφαίρα μπορεί να μην πέσει στη χαμηλότερη ενεργειακή κατάστασή της, αλλά εγκλωβίζεται σε ένα τοπικό ελάχιστο.

Ενώ στα δίκτυα *MFNN* η διαδικασία εκμάθησης λαμβάνει χώρα με ένα εποπτευόμενο τρόπο (είσοδοι, γνωστές εξοδοι), στα δίκτυα Hopfield τα πράγματα είναι τελείως διαφορετικά από άποψη λειτουργίας, αρχιτεκτονικής και προσέγγισης. Στα *MFNN*, οι νευρώνες συνδέονται σε στρώματα και τα βάρη τροποποιούνται καθώς το δίκτυο εξελίσσεται και εκπαιδεύεται. Αντίθετα στα δίκτυα Hopfield, δεν υπάρχει η αρχιτεκτονική των στρωμάτων και τα βάρη δεν μεταβάλλονται. Τα δίκτυα Hopfield είναι πλήρως διασυνδεδεμένα συστήματα με N αριθμό νευρώνων, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.3.2.



Σχήμα 4.3.2: Ένα δίκτυο Hopfield 4 νευρώνων

Τα βάρη του δικτύου είναι δεδομένα και συμμετρικά $W_{ij} = W_{ji}$, και αποθηκεύουν πληροφορίες για τη μνήμη ή τις καταστάσεις του δικτύου. Κάθε νευρώνας έχει μια κατάσταση x_i η οποία δέχεται τις τιμές 0 και 1. Οι νευρώνες ενημερώνονται με βάση μια

διαφορική εξίσωση και το δίκτυο συγκλίνει ελαχιστοποιώντας την συνάρτηση ενέργειας. Τα τοπικά ελάχιστα αυτής της συνάρτησης αντιπροσωπεύουν την κατάσταση ισορροπίας του δικτύου. Τα δίκτυα Hopfield χρησιμοποιούνται συνήθως για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης στο πεδίο της Επιχειρησιακής Έρευνας. Οι Hopfield και Tank (1985), έδειξαν ότι τα βάρη του δικτύου μπορούν να επιλεγούν έτσι ώστε η διαδικασία της ενημέρωσης των τιμών των νευρώνων να ελαχιστοποιεί σε ελάχιστο χρόνο τη συνάρτηση ενέργειας του συστήματος. Κάθε νευρώνας i ενημερώνεται με βάση την παρακάτω διαφορική εξίσωση:

$$\frac{dnet_i}{dt} = \frac{net_i}{\tau} + \sum_{j=1}^N W_{ij} x_j + \theta_i \quad (4.3.1)$$

$$x_i = f(net_i)$$

όπου $f(\cdot)$ είναι η σιγμοειδής συνάρτηση με τιμές στο διάστημα $[0, 1]$, W_{ij} είναι τα βάρη των συνδέσεων και τ είναι μια σταθερά. Οι εξισώσεις αυτές είναι παρόμοιες με αυτές ενός δικτύου $MFNN$, εκτός από τη σταθερά θ_i , η οποία είναι γνωστή και ως *είσοδος πόλωσης* (bias input) ή *κατώφλι ενεργοποίησης* (activation threshold) και το γεγονός ότι ο χρόνος είναι πλέον συνεχής (παρόλο που η διαδικασία προσομοιώνεται συνήθως με διακριτή προσέγγιση Euler). Κάθε φορά που ανανεώνεται η τιμή ενός νευρώνα, η συνάρτηση ενέργειας μειώνεται και ο Hopfield (1982) απέδειξε ότι είναι μια συνάρτηση Liapunov¹ και συγκλίνει σε τοπικό ελάχιστο.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^N \theta_i x_i \quad (4.3.2)$$

Η απόδειξη βασίζεται στο γεγονός ότι ο κανόνας ενημέρωσης των τιμών των νευρώνων οδηγεί την συνάρτηση ενέργειας να ακολουθήσει την τεχνική της μέγιστης κατάβασης του διανύσματος κλίσης², όπως συμβαίνει και με τους κανόνες ενημέρωσης των

¹ Δεδομένου ενός αυτόνομου (χρονικά αμετάβλητου) συστήματος δύο διαφορικών εξισώσεων πρώτης τάξεως $\frac{dx}{dt} = F(x, y)$ και $\frac{dy}{dt} = G(x, y)$ και έστω το σημείο $O(0,0)$ να είναι ένα κρίσιμο σημείο. Μια συνάρτηση $V(x, y)$ με συνεχή πρώτη παράγωγο και $V(0, 0) = 0$, καλείται συνάρτηση Lyapunov εάν κάθε “ανοικτή” σφαίρα $B_\delta(0,0)$ περιέχει τουλάχιστον ένα σημείο όπου $V > 0$. Εάν υπάρχει ένα δ^* , τέτοιο ώστε η συνάρτηση \dot{V} που δίνεται από την εξίσωση $\dot{V} = V_x(x, y)F(x, y) + V_y(x, y)G(x, y)$ είναι θετικά ορισμένη στο $B_{\delta^*}(0,0)$, τότε το σημείο $O(0,0)$ είναι ασταθές, ενώ αν η \dot{V} είναι αρνητικά ορισμένη τότε το σημείο είναι ευσταθές.

² Η τεχνική αυτή βασίζεται στην παρατήρηση ότι, εάν μια συνάρτηση $F(x)$ είναι ορισμένη και παραγωγίσιμη σε μια γειτονιά του σημείου α , τότε η τιμή της μειώνεται γρηγορότερα εάν κινείται από το α στην αντίθετη κατεύθυνση του διανύσματος κλίσης της $F(x)$ στο α , $\nabla F(\alpha)$. Ακολουθώντας, εάν $\beta = \alpha - \gamma \nabla F(\alpha)$ με γ ένα μικρό αριθμό, τότε $F(\alpha) \geq F(\beta)$. Ξεκινώντας από ένα οποιοδήποτε αρχικό σημείο x_0 , τότε μετά από n επαναλήψεις η $F(x)$ θα συγκλίνει σε ένα τοπικό ελάχιστο.

βαρών στα δίκτυα *MFNN* που οδηγούν τη συνάρτηση σφάλματος στην ίδια διαδικασία. Η προσέγγιση των δικτύων Hopfield για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης έγκειται στη σωστή επιλογή των βαρών W_{ij} και της σταθεράς θ_i έτσι ώστε η συνάρτηση βελτιστοποίησης και η συνάρτηση ενέργειας του δικτύου να αποκτήσουν την ίδια γενική μορφή της εξίσωσης (4.3.2). Το πρόβλημα βελτιστοποίησης εκφράζεται από μια συνάρτηση που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί, η οποία ενσωματώνει τα κόστη και τους περιορισμούς με τη χρήση όρων τιμωρίας. Τα βάρη W_{ij} είναι απλά οι συντελεστές των τετραγωνικών όρων $x_i x_j$ στην συνάρτηση ενέργειας, ενώ οι σταθεροί όροι θ_i είναι οι συντελεστές των γραμμικών όρων x_i . Καθόσον τα βάρη και οι σταθερές επιλεγούν, οι καταστάσεις των νευρώνων x_i αρχικοποιούνται τυχαία και το δίκτυο ξεκινά τη διαδικασία ενημέρωσης των νευρώνων με τυχαία σειρά σύμφωνα με την εξίσωση (4.3.1). Με το χρόνο, η συνάρτηση ενέργειας ελαχιστοποιείται, εωσότου οι καταστάσεις των νευρώνων σταθεροποιηθούν. Οι τελικές καταστάσεις των νευρώνων αντιστοιχούν σε μια λύση τοπικού ελαχίστου (υπο-βέλτιστη λύση) του υπό βελτιστοποίηση προβλήματος. Η λύση αυτή δεν είναι απαραίτητα εφικτή ή καλή εφόσον, λόγω της συνάρτησης τιμωρίας θα πρέπει να βρεθεί μια ισορροπία όσον αφορά ποιο τμήμα της συνάρτησης ενέργειας ελαχιστοποιείται. Για το λόγο αυτό πρέπει να επιλεγούν κατάλληλα οι παράμετροι της συνάρτησης τιμωρίας, έτσι ώστε να αντανakλάται ο σχετικός βαθμός δυσκολίας στην ελαχιστοποίηση κάθε όρου της συνάρτησης ενέργειας. Αρκετοί ερευνητές προσπάθησαν να αντιμετωπίσουν το πρόβλημα αυτό με την τροποποίηση της μορφής της συνάρτησης ενέργειας Brandt et al. (1988), ή με την αναλυτική επιλογή των τιμών των παραμέτρων ποινής στη συνάρτηση τιμωρίας Hegde et al. (1988) και Lai και Goghil (1992).

Τα δίκτυα Hopfield είναι μια τεχνική μέγιστης κατάβασης για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης με τη χρήση της προσέγγισης της συνάρτησης τιμωρίας. Η απόδοση των δικτύων αυτών έχει βελτιωθεί με την ενσωμάτωση ευρετικών τεχνικών στην εξίσωση ενημέρωσης των νευρώνων (4.3.1), όπως η προσομοιωμένη απόπτηση Smith et al. (1985). Παραλλαγές των δικτύων Hopfield περιλαμβάνουν τις μηχανές Boltzmann, Ackley et al. (1985) και την απόπτηση μέσου πεδίου Van Den Bout και Miller (1989).

Η εκπαίδευση των δικτύων Hopfield περιλαμβάνει την μείωση της ενέργειας των καταστάσεων του δικτύου, έτσι ώστε το δίκτυο να αποκτήσει τη δυνατότητα “μνήμης”. Κάτι τέτοιο επιτρέπει στο δίκτυο να λειτουργεί ως μια συσχετισμένη μνήμη επειδή μπορεί "να αναγνωρίσει" πρότυπα. Παραδείγματος χάριν, ένα πλήρως εκπαιδευμένο δίκτυο μπορεί να δώσει τρεις εξόδους (1, 1, 1, -1, -1, -1), (1, 1, -1, -1, 1, 1) ή (-1, 1, -1, 1, -1, 1). Εάν δίνεται η είσοδος (1, 1, 1, 1, -1, -1) το δίκτυο θα έδινε πιθανότατα ως έξοδο (1, 1, 1, -1, -1, -1) – την

πρώτη έξοδο – εφόσον αυτή είναι πιο κοντά στην είσοδο του συστήματος. Στην πράξη, για να αποφύγει τα σφάλματα, ένα δίκτυο Hopfield δεν πρέπει να αναμένεται να αναγνωρίσει διαφορετικά πρότυπα σε ποσοστό μεγαλύτερο του 15% του αριθμού των νευρώνων του. Δηλαδή ένα δίκτυο 100 νευρώνων δεν πρέπει να αναμένεται για να αναγνωρίσει περισσότερα από 15 διαφορετικά πρότυπα.

4.3.2 Μηχανή Boltzmann

Η μηχανή Boltzmann είναι ένα είδος στοχαστικού περιοδικού ΤΝΔ, το οποίο μπορεί να θεωρηθεί ως ένα θορυβώδες δίκτυο Hopfield. Ανακαλύφθηκε από τους Hinton και Sejnowski (1985) και είναι σημαντική επειδή ήταν ένα από τα πρώτα νευρωνικά δίκτυα στα οποία παρουσιάστηκε η εκπαίδευση των κρυφών μεταβλητών (κρυμμένοι νευρώνες). Ήταν ένα από τα πρώτα παραδείγματα ενός νευρικού δικτύου ικανού να μαθαίνει εσωτερικές αναπαραστάσεις και να είναι σε θέση να μοντελοποιήσει και (με δεδομένο αρκετό χρόνο) να λύσει δύσκολα προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Εντούτοις, λόγω διάφορων προβλημάτων, οι μηχανές Boltzmann δεν έχουν αποδειχθεί χρήσιμες για πρακτικά προβλήματα στην μηχανική μάθηση. Παρόλα αυτά, έχουν ακόμα θεωρητικό ενδιαφέρον, λόγω της τοποθεσίας και της φύσης του αλγορίθμου εκπαίδευσής τους, καθώς επίσης και του παραλληλισμού τους και της ομοιότητας της δυναμικής τους στις απλές φυσικές διαδικασίες. Εάν ο αριθμός των διασυνδέσεών τους περιοριστεί, η εκμάθηση μπορεί να γίνει αρκετά αποδοτική να είναι χρήσιμη σε πρακτικά προβλήματα.

Η εκπαίδευση της μηχανής Boltzmann ήταν αργή κατά την προσομοίωση, αλλά ο αλγόριθμος “*συγκριτικής απόκλισης*” (Hinton 2000) επιτρέπει στα μοντέλα όπως η μηχανή Boltzmann να εκπαιδευθούν πολύ γρηγορότερα. Η μηχανή Boltzmann είναι ένα τροποποιημένο δίκτυο Hopfield που προσθέτει έναν “όρο θερμοκρασίας Boltzmann” (θόρυβος) για να απεγκλωβίσει τη σφαίρα από το τοπικό ελάχιστο.

Επομένως, η διαφορά στην συνολική ενέργεια από ένα νευρώνα που θα ενεργοποιηθεί είναι:

$$\Delta E_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} x_j - \theta_i$$

Μια μηχανή Boltzmann αποτελείται από στοχαστικούς νευρώνες. Η πιθανότητα, p_i ο i -οστος νευρώνας να είναι ενεργοποιημένος είναι:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{\frac{\Delta E_i}{T}}}$$

όπου η μεταβλητή Ta είναι η “θερμοκρασία” του συστήματος.

Το δίκτυο οργανώνεται με την επανειλημμένη επιλογή ενός νευρώνα και την ενημέρωση της κατάστασής του σύμφωνα με τον παραπάνω τύπο. Μετά από αρκετές επαναλήψεις σε μια ορισμένη θερμοκρασία, η πιθανότητα μιας ολικής κατάστασης του δικτύου θα εξαρτάται μόνο από την ενέργεια τη κατάστασης αυτής, σύμφωνα με την κατανομή Boltzmann. Αυτό σημαίνει ότι οι λογαριθμικές πιθανότητες των καταστάσεων γίνονται γραμμικές όσον αφορά στις ενέργειές τους. Αυτή η σχέση είναι αληθής, όταν η μηχανή βρίσκεται σε θερμική ισορροπία, που σημαίνει ότι η κατανομή πιθανότητας των καταστάσεων έχει συγκλίνει. Εάν το δίκτυο ξεκινήσει από μια υψηλή θερμοκρασία, η οποία μειώνεται βαθμιαία έως ότου φθάσει σε θερμική ισορροπία, σε μια χαμηλή θερμοκρασία, υπάρχει εγγύηση σύγκλισης σε μια κατανομή, όπου το ενεργειακό επίπεδο κυμαίνεται γύρω από το ολικό ελάχιστο. Αυτή η διαδικασία καλείται προσομοιωμένη ανόπτηση.

Οι νευρώνες στη μηχανή Boltzmann χωρίζονται σε “ορατούς” V , και “κρυμμένους” H . Οι ορατοί νευρώνες είναι αυτοί που λαμβάνουν πληροφορία από το “περιβάλλον”, δηλαδή το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από ένα αριθμό δυαδικών διανυσμάτων μέσα στο σύνολο V . Η κατανομή του συνόλου εκπαίδευσης συμβολίζεται με $P^+(V)$. Από την άποψη της μηχανής Boltzmann, η κατανομή των καταστάσεων συγκλίνει καθώς το δίκτυο πλησιάζει στην κατάσταση ισορροπίας. Η κατανομή αυτή συμβολίζεται με $P^-(V)$. Ο στόχος είναι η προσέγγιση της πραγματικής κατανομής $P^+(V)$ με τη $P^-(V)$, η οποία θα παραχθεί σταδιακά από τη μηχανή. Για τη μέτρηση της ομοιότητας των δύο κατανομών χρησιμοποιείται η απόσταση Kullback-Leibler G :

$$G = \sum_v P^+(v) \ln \frac{P^+(v)}{P^-(v)}$$

όπου v είναι το σύνολο των καταστάσεων του V . Η εξίσωση G είναι μια συνάρτηση των βαρών, εφόσον καθορίζουν την ενέργεια μιας κατάστασης και η κατάσταση καθορίζει την $P^-(v)$. Επομένως, είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί η μέγιστη κατάβαση, έτσι ώστε ένα δεδομένο βάρος, W_{ij} τροποποιείται με την αφαίρεση της μερικής παραγώγου της G ως προς το βάρος.

Υπάρχουν δύο φάσεις εκπαίδευσης στη μηχανή Boltzmann και γίνεται εναλλαγή ανάμεσα τους. Η μια είναι η “θετική” φάση, όπου οι ορατοί νευρώνες περιορίζονται στη μορφή ενός δυαδικού διάνυσματος κατάστασης, σύμφωνα με την κατανομή P^+ . Η δεύτερη καλείται “αρνητική” φάση, όπου το δίκτυο λειτουργεί “ελεύθερα”, δηλαδή οι καταστάσεις των νευρώνων δεν καθορίζονται από εξωτερικά δεδομένα. Η εξίσωση της μερικής

παραγώγου της συνάρτησης G ως προς το βάρος, W_{ij} , δίνεται από την παρακάτω απλή εξίσωση:

$$\frac{\partial G}{\partial W_{ij}} = -\frac{1}{T} [p_{ij}^+ - p_{ij}^-]$$

όπου:

- p_{ij}^+ είναι η πιθανότητα οι νευρώνες i και j να είναι και οι δύο ενεργοποιημένοι, όταν η μηχανή βρίσκεται σε ισορροπία στη θετική φάση εκπαίδευσης.
- p_{ij}^- είναι η πιθανότητα οι νευρώνες i και j να είναι και οι δύο ενεργοποιημένοι, όταν η μηχανή βρίσκεται σε ισορροπία στην αρνητική φάση εκπαίδευσης.

Τα παραπάνω συνεπάγονται από το γεγονός ότι στη θερμική ισορροπία, η πιθανότητα $P(s)$ οποιασδήποτε κατάστασης s , δίνεται από την κατανομή Boltzmann (εξ' ου και το όνομα "μηχανή Boltzmann").

Τα σημαντικά, είναι ότι αυτός ο κανόνας εκμάθησης στέκει από βιολογικής άποψης επειδή οι μόνες πληροφορίες που απαιτούνται για να αλλάξουν τα βάρη παρέχονται από "τοπικές" πληροφορίες. Δηλαδή η σύνδεση (ή η σύναψη) δεν χρειάζεται πληροφορίες για τίποτα εκτός από τους δύο νευρώνες που συνδέει. Αυτό είναι πολύ πιο βιολογικά ρεαλιστικό από τις πληροφορίες που απαιτούνται από μια σύνδεση σε πολλούς άλλους αλγορίθμους εκπαίδευσης ΤΝΔ, όπως ο back-propagation.

Εάν λειτουργούσε, η μηχανή Boltzmann θα αποτελούσε ένα καθολικό μέσο υπολογισμών, ικανό να επιλύσει σχεδόν οποιοδήποτε μαθησιακό πρόβλημα. Παραδείγματος χάριν, εάν εκπαιδευόταν στις φωτογραφίες, η μηχανή θα διαμόρφωνε τη κατανομή των φωτογραφιών και θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει το πρότυπο εκείνο, παραδείγματος χάριν, για να συμπληρώσει μια μερική φωτογραφία.

Δυστυχώς, υπάρχει ένα σοβαρό πρακτικό πρόβλημα με τη μηχανή Boltzmann, δηλαδή ότι η εκμάθηση φαίνεται να σταματά σωστά όταν η μηχανή αναβαθμίζεται, έστω και λίγο. Αυτό οφείλεται σε διάφορες επιδράσεις, οι σημαντικότερες των οποίων είναι:

- Ο χρόνος που η μηχανή πρέπει να λειτουργήσει προκειμένου να συλλεχθούν τα στατιστικά στοιχεία στην κατάσταση ισορροπίας αυξάνεται εκθετικά με το μέγεθος της μηχανής και με το μέγεθος των βαρών διασύνδεσης.

Αν και η εκμάθηση είναι μη πρακτική στις γενικές μηχανές Boltzmann, μπορεί να γίνει αρκετά αποδοτική σε μια αρχιτεκτονική αποκαλούμενη "περιορισμένη μηχανή Boltzmann" ή "RBM" που δεν επιτρέπει τις συνδέσεις μεταξύ των κρυμμένων νευρώνων.

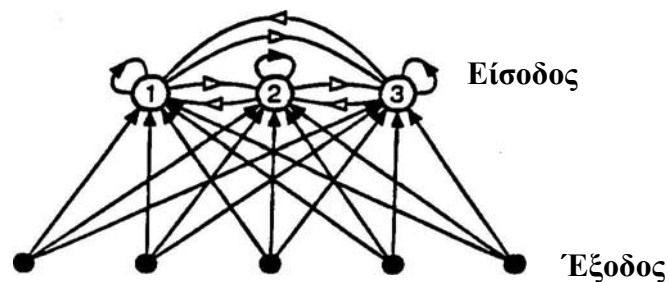
4.3 ΔΙΚΤΥΑ ΠΡΟΣΕΛΚΥΣΗΣ Ή ΔΙΚΤΥΑ ΧΑΛΑΡΩΣΗΣ (ATTRACTOR OR RELAXATION NETWORKS)

Μετά από την περάτωση της εκπαίδευσης σε μια RBM, οι έξοδοι των κρυμμένων νευρώνων της μπορούν να τροφοδοτηθούν ως δεδομένα εκπαίδευσης μιας RBM υψηλότερου επιπέδου. Αυτή η μέθοδος συσσώρευσης στρωμάτων RBM της δίνει τη δυνατότητα να εκπαιδεύσει πολλά στρώματα κρυμμένων νευρώνων, αποτελεσματικά και δεδομένου ότι κάθε νέο στρώμα προστίθεται το συνολικό γενικευμένο μοντέλο βελτιώνεται.

4.4 Δίκτυα ανταγωνιστικής εκμάθησης (CNN) και αυτο-οργανούμενα δίκτυα (SOFM)

Τα ανταγωνιστικά και αυτο-οργανούμενα δίκτυα είναι παρόμοια, η μόνη διαφορά είναι ότι τα ανταγωνιστικά δίκτυα διαμορφώνουν εσωτερικά ομοειδή σύνολα από δυαδικές τιμές, ενώ τα αυτοοργανούμενα δίκτυα διαμορφώνουν τα σύνολα αυτά από συνεχείς εκτιμώμενες εισόδους.

Στην ανταγωνιστική μάθηση οι νευρώνες του δικτύου ανταγωνίζονται μεταξύ τους για την ενεργοποίησή τους, με αποτέλεσμα μόνο ένας νευρώνας εξόδου, ή ένας νευρώνας ανά ομάδα (γνωστός ως “νικητήριος” νευρώνας) να ενεργοποιείται κάθε φορά. Αυτός ο νευρώνας εμποδίζει τους υπόλοιπους στη γειτονιά του να ενεργοποιηθούν. Μια ομάδα νευρώνων M , μέσα στην οποία εμφανίζονται τέτοιου είδους παρεμποδίσεις καλείται ανασταλτικό σύνολο, και έχει την ιδιότητα της αποκωδικοποίησης ενός κατανεμημένου υποδείγματος σε ένα υπόδειγμα ενεργοποίησης M . Αυτό επιτυγχάνεται με τη βοήθεια των πλευρικών ανασταλτικών συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων εξόδου, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.4.1 (Rosenblatt 1958).



Σχήμα 4.4.1: Ένα απλό ανταγωνιστικό δίκτυο. Οι συνδέσεις με τα ανοικτά βέλη είναι ανασταλτικές ενώ οι υπόλοιπες είναι ενισχυτικές (Hertz *et al.* 1991).

Στα δίκτυα αυτο-οργάνωσης οι νευρώνες οργανώνονται στις τοπικές γειτονιές που ενεργούν ως ταξινομητές χαρακτηριστικών γνωρισμάτων στα δεδομένα εισόδου. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας αυτο-οργάνωσης η μονάδα του συνόλου της οποίας το διάνυσμα βάρους ταιριάζει με το πρότυπο εισόδου περισσότερο (η εγγύτητα αντιπροσωπεύεται χαρακτηριστικά από το τετράγωνο της ελάχιστης ευκλείδειας απόστασης) επιλέγεται ως “νικητής”.

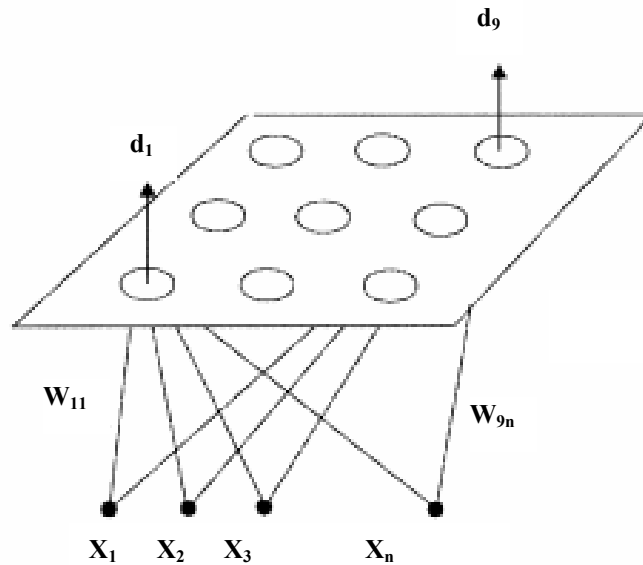
Για πολλές δεκαετίες, οι ερευνητές χρησιμοποιούσαν διακριτή ανάλυση και παλινδρόμηση για να μοντελοποιήσουν μοτίβα μεταξύ δεδομένων στην περίπτωση που υπήρχαν δεδομένα εκπαίδευσης (γνωστή επιθυμητή έξοδος) και τεχνικές ομαδοποίησης όταν δεν υπήρχαν τέτοιου είδους δεδομένα. Αυτές οι τεχνικές βρίσκουν αναλογίες και στα

νευρωνικά δίκτυα, όπου τα δίκτυα *MFNN* χρησιμοποιούνται μαζί με τον αλγόριθμο back-propagation όταν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης (εποπτευόμενη εκμάθηση), ενώ τα αυτό-οργανούμενα δίκτυα (*SOFM*) όταν δε υπάρχουν διαθέσιμα τέτοια δεδομένα (μη εποπτευόμενη εκμάθηση). Η τεχνική της ομαδοποίησης χρησιμοποιήθηκε για να ομαδοποιεί να δεδομένα με βάση τη φυσική τους δομή. Ο αντικειμενικός σκοπός ενός αλγόριθμου ομαδοποίησης είναι η μεγιστοποίηση του βαθμού ομοιότητας των μοτίβων μέσα σε μια ομάδα και παράλληλα η ελαχιστοποίηση του βαθμού ομοιότητας των μοτίβων που ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες. Συχνά τα μοτίβα δεδομένων σε ένα πολυδιάστατο περιβάλλον έχουν πολύπλοκη δομή, αλλά αυτή η δομή απλοποιείται όταν η ομαδοποίηση γίνεται σε μονοδιάστατο, διδιάστατο ή και τρισδιάστατο περιβάλλον. Ο Kohonen (1982, 1988), ανέπτυξε τους αυτο-οργανούμενους χάρτες χαρακτηριστικών (*SOFM*) για να ανακαλύπτει αυτόματα ισχυρά χαρακτηριστικά ανάμεσα σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Οι *SOFM* αντιστοιχούν σε πολυδιάστατα δεδομένα χαρακτηριστικά χαμηλότερης διάστασης, έτσι ώστε οι ομάδες να γίνονται ορατές σ' αυτή τη μικρότερη διάσταση.

Σε σύγκριση με τα δυο προηγούμενα νευρωνικά μοντέλα, τα *SOFM* περιλαμβάνουν την προσαρμογή των βαρών με στόχο την εκμάθηση (όπως τα *MFNN* με το αλγόριθμο back-propagation), αλλά η εκμάθηση είναι μη εποπτευόμενη εφόσον οι επιθυμητές έξοδοι του δικτύου είναι άγνωστες. Ακόμα μια σημαντική διαφοροποίηση μεταξύ των *SOFM* και των προηγούμενων μοντέλων είναι ο ρόλο των νευρώνων στην διαδικασία εκμάθησης. Στα δίκτυα *SOFM*, τα διανύσματα εισόδου συνδέονται με ένα σύνολο νευρώνων, συνήθως μονοδιάστατο (γραμμή) ή διδιάστατο (πλέγμα). Το σχήμα 4.4.2 δείχνει αυτή την αρχιτεκτονική για n εισόδους και ένα τετραγωνικό πλέγμα εννιά νευρώνων.

Όταν ένα μοτίβο εισόδου παρουσιάζεται στο δίκτυο, ενεργοποιούνται συγκεκριμένες περιοχές του πλέγματος και τα βάρη που συνδέουν τις εισόδους με τις περιοχές αυτές ισχυροποιούνται. Όταν η εκμάθηση τελειώσει, παρόμοια δεδομένα εισόδου θα ενεργοποιήσουν τις ίδιες περιοχές του πλέγματος. Κεντρική έννοια αυτής της δομής αποτελεί η τοποθέτηση των νευρώνων στο πλέγμα. Στα δίκτυα *SOFM* η τοποθέτηση των νευρώνων είναι σημαντική διότι αναφερόμαστε σε περιοχές ενεργοποιούμενων νευρώνων. Εάν ένας νευρώνας γίνει ενεργός, τότε είναι πιθανό να γίνουν ενεργοί και κάποιοι “γείτονες” του και επομένως η φυσική τοποθέτηση των νευρώνων έχει μεγάλη σημασία. Αυτή η ιδέα προέρχεται περισσότερο από τη παρατήρηση των βιολογικών νευρώνων παρά από άλλα τεχνητά νευρωνικά μοντέλα, μιας και ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Επίσης, στον εγκέφαλο όπως και στα δίκτυα *SOFM*, υπάρχει ένας νικητήριος νευρώνας ο οποίος έχει τη μεγαλύτερη δυνατή ενεργοποίηση όταν λαμβάνει ένα συγκεκριμένο σήμα εισόδου. Αλλά και οι γύρω νευρώνες

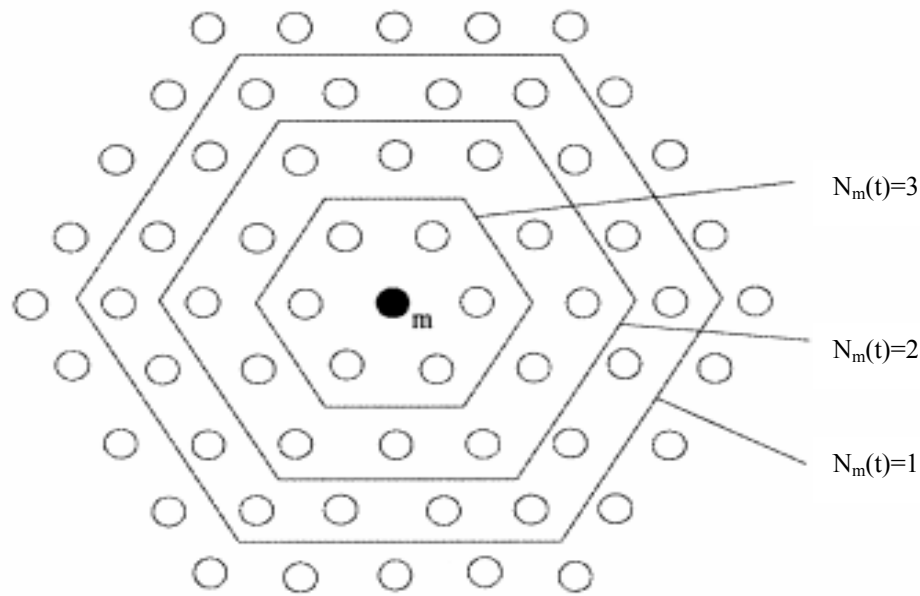
επηρεάζονται και ενεργοποιούνται, με μικρότερη όμως ένταση, ενεργοποιώντας μια ολόκληρη περιοχή.



Σχήμα 4.4.2: Αρχιτεκτονική ενός δικτύου SOFM με εννέα νευρώνες

Για να γίνει δυνατή η αντιγραφή της διαδικασίας του εγκεφάλου στα δίκτυα *SOFM*, η διαδικασία εκμάθησης τροποποιείται έτσι ώστε ο νικητήριος νευρώνας (ο νευρώνας του οποίου τα βάρη είναι περισσότερο όμοια με τα δεδομένα εισόδου) δέχεται και την περισσότερη πληροφορία εκμάθησης. Βέβαια και οι γειτονικοί του νευρώνες ενδυναμώνονται, όχι όμως στον ίδιο βαθμό. Σε αυτό το σημείο όμως θα πρέπει να καθοριστεί η έννοια της “γειτονιάς” σε σχέση με την αρχιτεκτονική των δικτύων *SOFM*. Για ένα γραμμικό διάνυσμα νευρώνων, οι γείτονες βρίσκονται στα αριστερά και δεξιά του νικητήριου νευρώνα. Αυτό καλείται μοναδιαίο μέγεθος γειτονιάς. Για να επιτύχουμε το αποτέλεσμα της ενεργής περιοχής νευρώνων, πρέπει να θεωρηθούν μεγαλύτερες γειτονιές, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.4.3 για πλέγματα νευρώνων, με μια εξαγωνική δομή γειτονιάς.

Αρχικά το μέγεθος της γειτονιάς γύρω από τον νικητήριο νευρώνα επιτρέπεται να είναι αρκετά μεγάλο έτσι ώστε να ενθαρρυνθεί η αντίδραση μιας περιοχής νευρώνων στα δεδομένα εισόδου, αλλά καθώς η εκμάθηση προχωρά, το μέγεθος της γειτονιάς μικραίνει έτσι ώστε η αντίδραση του δικτύου να αποκτήσει ένα περισσότερο τοπικό χαρακτήρα. Ο νικητήριος νευρώνας δέχεται το μεγαλύτερο μέρος της γνώσης, ενώ οι γείτονες δέχονται τόσο λιγότερη όσο μακρύτερα βρίσκονται.



Σχήμα 4.4.3: Η έννοια του μεγέθους της “γειτονιάς” για ένα εξαγωνικό πλέγμα νευρώνων

Έστω το $N_m(t)$ το μέγεθος της γειτονιάς γύρω από νικητήριο νευρώνα m τη χρονική στιγμή t . Το μέγεθος της μάθησης που δέχεται ο κάθε νευρώνας i στη γειτονιά του m δίνεται από τη σχέση:

$$c = a(t) \exp(-\|r_i - r_m\| / \sigma^2(t)) \quad (4.4.1)$$

όπου $r_i - r_m$ είναι η φυσική απόσταση (αριθμός νευρώνων) μεταξύ του νευρώνα i και του νικητήριου νευρώνα m . οι δύο συναρτήσεις $a(t)$ και $\sigma^2(t)$ χρησιμοποιούνται για να ελέγξουν το μέγεθος της μάθησης που δέχεται ο κάθε νευρώνας σε σχέση με νικητήριο νευρώνα. Οι συναρτήσεις αυτές μειώνονται με το χρόνο. Το μέγεθος της μάθησης είναι το μεγαλύτερο δυνατό στο νικητήριο νευρώνα (όπου $i = m$ and $r_i = r_m$) και μειώνεται καθώς η απόσταση από αυτόν μεγαλώνει, ως αποτέλεσμα της εκθετικής συνάρτησης. Οι νευρώνες έξω από τη γειτονιά του νικητήριου νευρώνα δεν λαμβάνουν καθόλου μάθηση.

Όμοια με τα άλλα νευρωνικά μοντέλα, ο αλγόριθμος μάθησης των δικτύων *SOFM* ακολουθεί τα βασικά βήματα της παρουσίασης των δεδομένων εισόδου, του υπολογισμού των νευρωνικών εξόδων και της ενημέρωσης των βαρών. Η διαφορά έγκειται στη μέθοδο που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των εξόδων (βασίζεται στην ομοιότητα μεταξύ των βαρών και των εισόδων) και στην έννοια της ενημέρωσης βαρών σε μια γειτονιά νευρώνων. Τα βήματα του αλγορίθμου είναι τα ακόλουθα:

βήμα 1: Αρχικοποίηση

- Θέσε μικρές αρχικές τιμές στα βάρη
- Θέσε μεγάλη τιμή στο μέγεθος γειτονιάς $N_m(0)$, αλλά μικρότερη από τον αριθμό των νευρώνων σε μια διάσταση του πλέγματος
- Θέσε στις παραμέτρους $\alpha(t)$ και $\sigma^2(t)$ μια τιμή στο διάστημα $[0, 1]$

βήμα 2: Έστω \mathbf{x} το διάνυσμα δεδομένων εισόδου. Υπολόγισε την απόσταση του \mathbf{x} από τα βάρη του κάθε νευρώνα j :

$$d_j = \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2}$$

βήμα 3: Επέλεξε το νευρώνα με τη μικρότερη απόσταση ως το νικητήριο νευρώνα m

βήμα 4: Ενημέρωσε τα βάρη που συνδέουν το στρώμα εισόδου με το νικητήριο νευρώνα και των γειτονικών του νευρώνων σύμφωνα με τον κανόνα:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + c[x_i - w_{ji}(t)]$$

όπου $c = \alpha(t) \exp(-\|\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_m\| / \sigma^2(t))$ για όλους τους νευρώνες j στη γειτονιά $N_m(t)$

βήμα 5: Επανάλαβε το βήμα 2 Ω φορές, στη συνέχεια μείωσε το μέγεθος της γειτονιάς $N_m(t)$ και τις παραμέτρους $\alpha(t)$ και $\sigma^2(t)$.

βήμα 6: Επανέλαβε τα βήματα 1 έως 5, εωσότου όλα τα βάρη σταθεροποιηθούν.

Τα *SOFM* χρησιμοποιήθηκαν κυρίως για ομαδοποίηση και εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων από ένα σύνολο δεδομένων, βρίσκοντας εφαρμογή ως μια τεχνική εξόρυξης γνώσης από δεδομένα (data mining). Επίσης, έχει συντελεστεί αρκετή έρευνα πάνω στη χρήση των *SOFM* για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης ως μια εναλλακτική πρόταση στα δίκτυα Hopfield. Κάποιες εργασίες στον τομέα αυτό περιλαμβάνουν τον συνδυασμό των δικτύων *SOFM* με τον αλγόριθμο ελαστικών δικτύων των Durbin και Willshaw (1987) για την επίλυση Ευκλείδειων προβλημάτων όπως το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή Favata και Walker (1991) και Goldstein (1990). Σε μια πρόσφατη εργασία, ένα τροποποιημένο δίκτυο *SOFM* χρησιμοποιήθηκε για να επιλύσει ευρύτερα προβλήματα βελτιστοποίησης και έξω από το Ευκλείδειο πεδίο Smith et al. (1998, 1999).

4.5 Άλλα μοντέλα νευρωνικών δικτύων

4.5.1 Επιτροπή μηχανών (Committee of machines)

Μια επιτροπή μηχανών (CoM) είναι μια συλλογή διαφορετικών νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύονται μαζί πάνω σε ένα δεδομένο παράδειγμα. Έχει αποδειχτεί, ότι το γεγονός αυτό δίνει ένα πολύ καλύτερο αποτέλεσμα. Στην πραγματικότητα σε πολλές περιπτώσεις, αρχίζοντας από την ίδια αρχιτεκτονική και παρέχοντας την ίδια εκπαίδευση αλλά χρησιμοποιώντας διαφορετικά τυχαία αρχικά βάρη παίρνουμε άπειρα διαφορετικά δίκτυα. Μια CoM τείνει να σταθεροποιεί τα αποτελέσματα

4.5.2 Στιγμαία εκπαιδευόμενα δίκτυα

Τα *στιγμαία εκπαιδευόμενα νευρωνικά δίκτυα* (ITNN) καλούνται επίσης "δίκτυα Kak" (Subhash Kak). Εμπνεύστηκαν από το φαινόμενο της βραχυπρόθεσμης εκμάθησης που φαίνεται να εμφανίζεται στιγμαία. Σε αυτά τα δίκτυα τα βάρη των κρυμμένων στρωμάτων και των στρωμάτων εξόδου ρυθμίζονται άμεσα από τα διανυσματικά δεδομένα εκπαίδευσης. Συνήθως, λειτουργούν με δυαδικά δεδομένα, αλλά, υπάρχουν επίσης διαθέσιμες εκδόσεις για συνεχή δεδομένα που απαιτούν μικρή πρόσθετη επεξεργασία.

4.5.3 Νευρωνικά δίκτυα “κορύφωσης” (Spiking neural networks)

Τα νευρωνικά δίκτυα κορύφωσης (ή παλλόμενα) (SNN), είναι μοντέλα που λαμβάνουν υπόψη ρητά το χρονισμό των εισόδων. Η είσοδος και η έξοδος δικτύων παρουσιάζονται συνήθως ως μια συνάρτηση “κορυφών” (συνάρτηση δέλτα ή πιο σύνθετες μορφές). Τα SNN έχουν το πλεονέκτημα της συνεχούς επεξεργασίας των πληροφοριών. Τα SNNs εφαρμόζονται συχνά ως επαναλαμβανόμενα δίκτυα.

4.5.4 Δίκτυα *αντί-διάδοσης* (counter-propagation)

Τα δίκτυα *αντί-διάδοσης* (counter-propagation) είναι δίκτυα τριών στρωμάτων στα οποία το κρυμμένο στρώμα είναι ένα στρώμα Kohonen. Αυτό το μοντέλο εξαλείφει την ανάγκη για προς τα πίσω διάδοση των σφαλμάτων, μειώνοντας με αυτόν τον τρόπο το χρόνο εκπαίδευσης, θυσιάζοντας όμως κομμάτι της απόδοσης.

4.5.5 Προσαρμοσμένα δίκτυα της θεωρίας συντονισμού (ART)

Τα *προσαρμοσμένα δίκτυα της θεωρίας συντονισμού* (ART) προσπαθούν να μιμηθούν τη βιολογική πραγματικότητα με την χρήση εισόδων μεταβαλλόμενου χρόνου σε αντίθεση με

4.5 ΑΛΛΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

τις ταυτόχρονες εισόδους. Επίσης, επιτρέπεται η σταδιακή αποσύνθεση των βαρών όταν δεν ενημερώνονται συνεχώς.

– ΕΝΟΤΗΤΑ 3 –

Εφαρμογή των Τεχνητών Νευρωνικών
Δικτύων στον Προγραμματισμό
Παραγωγής

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Ένα πλαίσιο ταξινόμησης

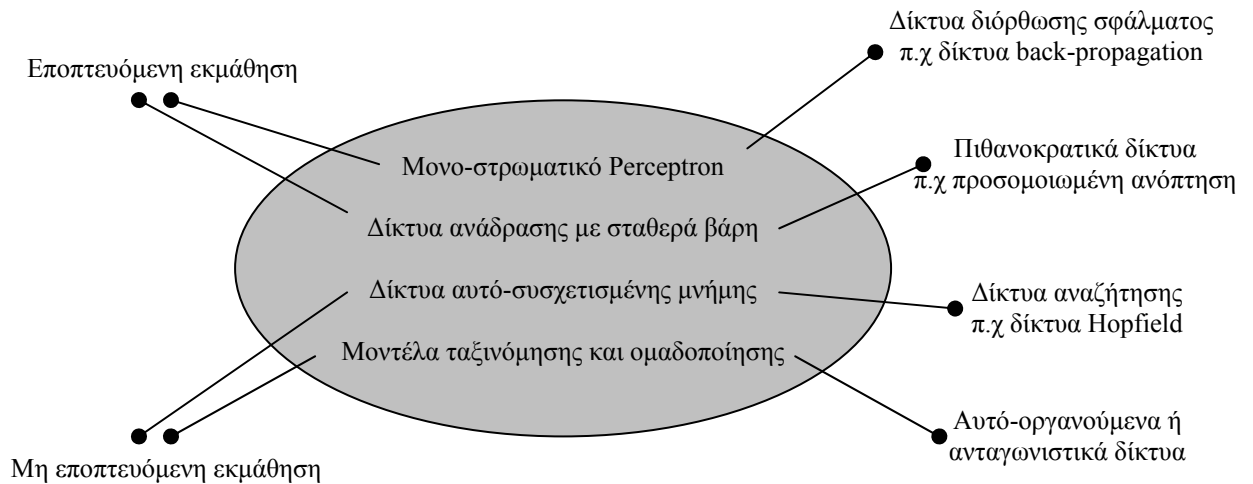
5.1 Εισαγωγή

Όπως έχει αναφερθεί και στην προηγούμενη ενότητα, παρότι το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών έχει λάβει αρκετό ενδιαφέρον από τους ερευνητές ΤΝΔ, εντούτοις, δεν έχουν δημοσιευθεί και πάρα πολλές μελέτες στον τομέα του προγραμματισμού εργασιών με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Το γεγονός αυτό, μπορεί να εξηγηθεί λόγω του ότι μέχρι σήμερα μόνο μερικά συστήματα προγραμματισμού εργασιών χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα.

Η απλότητα, μαζί με την ικανότητά τους για παράλληλη επεξεργασία, καθώς επίσης και η δυνατότητά τους να μαθαίνουν και να γενικεύουν, έχει καταστήσει τα νευρωνικά δίκτυα μια δημοφιλή μεθοδολογία, γεγονός που τους επιτρέπει να χρησιμοποιηθούν σε πολλές πρακτικές εφαρμογές (Zhang και Huang 1995). Η αναγνώριση χειρογράφων, η εύρεση της βέλτιστης διαδρομής για το πρόβλημα του περιπλανώμενου πωλητή και ο προγραμματισμός εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών είναι μόνο μερικά παραδείγματα προβλημάτων τα οποία τα νευρωνικά δίκτυα έχουν επιλύσει επιτυχώς. Αυτές οι μελέτες μπορούν να συνοψιστούν σύμφωνα με διάφορους παράγοντες ταξινόμησης όπως η πολυπλοκότητα επεξεργασίας (μία έναντι πολλών μονάδων επεξεργασίας) και τα κριτήρια προγραμματισμού (συνολικός χρόνος διεκπεραίωσης όλων των εργασιών έναντι του χρόνου ροής).

Ο Cheung (1994) περιγράφει διάφορες αρχιτεκτονικές ΤΝΔ όπως το δίκτυο αναζήτησης (δίκτυο Hopfield), το δίκτυο διόρθωσης σφάλματος (πολυ-στρωματικό perceptron), το πιθανοκρατικό δίκτυο (προσομοιωμένη ανόπτηση), το ανταγωνιστικό και αυτο-οργανούμενο δίκτυο για να λύσει το πρόβλημα προγραμματισμού. Το σχήμα 5.1 παρουσιάζει τις αντίστοιχες ταξινομήσεις τους μέσα στον τομέα των ΤΝΔ.

Τα δίκτυα αναζήτησης όπως το δίκτυο Hopfield είναι αυτο-συσχετιζόμενα μη γραμμικά δίκτυα, τα οποία έχουν την έμφυτη δυναμική να ελαχιστοποιούν την ενεργειακή συνάρτηση του συστήματος ή αλλιώς συνάρτηση Lyapunov. Η συνάρτηση ενέργειας είναι ένα μη αυξανόμενο διάνυσμα που αντιπροσωπεύει την ενεργοποίηση στους νευρώνες. Η ύπαρξη μιας τέτοιας συνάρτησης σε συνδυασμό με έναν απλό ασύγχρονο κανόνα ενημέρωσης επιτρέπει στο δίκτυο να συγκλίνει σε μια σταθερή κατάσταση ενεργοποιήσεων, αντί να ταλαντεύεται.



Σχήμα 5.1: Ταξινόμηση των αρχιτεκτονικών ΤΝΔ

Πηγή: A. S. Jain και S. Meeran “Job-Shop Scheduling Using Neural Networks”

Οι αλλαγές στην κατάσταση κατά τη διάρκεια της ασύγχρονης ενημέρωσης μειώνουν πάντα την ενέργεια του συστήματος μονοτονικά, και η δυναμική του συστήματος ενεργεί πάντα προς την κατεύθυνση της μείωσης της ενέργειας σε ένα ελάχιστο. Γενικά η συνάρτηση ενέργειας έχει πολλά ελάχιστα. Δεδομένου ότι το σύστημα εξελίσσεται με το χρόνο, η ενέργειά του μειώνεται σε μια από τις ελάχιστες τιμές και διατηρεί αυτήν την τιμή δεδομένου ότι καμία περαιτέρω ενεργειακή αλλαγή δεν είναι δυνατή. Αυτά τα σημεία είναι συνήθως τοπικά ελάχιστα.

Τα δίκτυα διόρθωσης σφάλματος εκπαιδεύονται σε παραδείγματα που λαμβάνουν τη μορφή μιας συνάρτησης $f : S \subset \mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}^m$, από κάποιο αυθαίρετο φραγμένο υποσύνολο S του n -διαστατού ευκλείδειου χώρου στο m -διαστατό ευκλείδειο χώρο. Όταν ένα υπόδειγμα ενεργοποίησης (είσοδος) εφαρμόζεται στο δίκτυο, ο κανόνας διόρθωσης σφάλματος ρυθμίζει τα συναπτικά βάρη σύμφωνα με την ανωτέρω συνάρτηση. Συγκεκριμένα η πραγματική απόκριση του δικτύου αφαιρείται από την επιθυμητή απόκριση στόχο για να παραγάγει το σήμα σφάλματος. Τα βάρη ρυθμίζονται έτσι ώστε η πραγματική απόκριση του δικτύου να κινείται πιο κοντά προς την επιθυμητή απόκριση.

Η προσομοιωμένη ανόπτηση είναι ένα επαναληπτικό πλάνο βελτίωσης που έχει μια αναλογία με τους στατιστικούς μηχανισμούς και τη συνδυαστική βελτιστοποίηση. Οι Metropolis et al. (1953), εισήγαγαν έναν απλό αλγόριθμο Monte Carlo για τη μετάβαση ενός υγρού σε ένα στερεό κατά τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνεται θερμική ισορροπία. Οι Kirkpatrick et al. (1983), ενσωμάτωσαν μια παραλλαγή με χρονικά εξαρτώμενη θερμοκρασία στον αλγόριθμο του Metropolis, όπου σε κάθε τιμή της θερμοκρασίας το στερεό αφήνεται να φθάσει αργά στη θερμική ισορροπία, που χαρακτηρίζεται από μια πιθανότητα των ατόμων που βρίσκονται στην κατάσταση ελάχιστης ενέργειας, η οποία δίνεται από τη κατανομή

Boltzmann. Αυτή η τεχνική εφαρμόζεται στους νευρώνες, όπου η έξοδός τους καθορίζεται στοχαστικά σε κάθε θερμοκρασία αρκετές φορές. Κατόπιν η θερμοκρασία χαμηλώνει σταδιακά και η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου επιτευχθεί η θερμική ισορροπία (βελτιστοποίηση).

Τα ανταγωνιστικά και αυτό-οργανούμενα δίκτυα είναι παρόμοια, η μόνη διαφορά είναι ότι τα ανταγωνιστικά δίκτυα διαμορφώνουν εσωτερικά ομοειδή σύνολα από δυαδικές τιμές, ενώ τα αυτό-οργανούμενα δίκτυα διαμορφώνουν τα σύνολα αυτά από συνεχείς εκτιμώμενες εισόδους.

Στην ανταγωνιστική μάθηση οι νευρώνες του δικτύου ανταγωνίζονται μεταξύ τους για την ενεργοποίησή τους, με αποτέλεσμα μόνο ένας νευρώνας εξόδου, ή ένας νευρώνας ανά ομάδα (γνωστός ως “νικητήριος” νευρώνας) να ενεργοποιείται κάθε φορά. Αυτός ο νευρώνας εμποδίζει τους υπόλοιπους στη γειτονιά του να ενεργοποιηθούν. Μια ομάδα M νευρώνων, μέσα στην οποία εμφανίζονται τέτοιου είδους παρεμποδίσεις, καλείται ανασταλτικό σύνολο. (Rosenblatt 1958).

Στα δίκτυα αυτό-οργάνωσης οι νευρώνες οργανώνονται στις τοπικές γειτονιές που ενεργούν ως ταξινομητές χαρακτηριστικών γνωρισμάτων στα δεδομένα εισόδου. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας αυτό-οργάνωσης η μονάδα του συνόλου της οποίας το διάνυσμα βάρους ταιριάζει με το πρότυπο εισόδου περισσότερο (η εγγύτητα αντιπροσωπεύεται χαρακτηριστικά από το τετράγωνο της ελάχιστης ευκλείδειας απόστασης) επιλέγεται ως “νικητής”.

Σε αυτή τη μελέτη, εντούτοις, χρησιμοποιούμε μερικούς από τους τύπους νευρωνικών δικτύων που αναφέρονται στη μελέτη του Dayoff (1990), ως βάση της ταξινόμησής μας. Αυτοί οι τύποι δικτύων είναι οι ακόλουθοι:

- (1) Δίκτυο Hopfield και άλλα δίκτυα βελτιστοποίησης
- (2) Πολυ-στρωματικά perceptrons (back-propagation δίκτυα)
- (3) Ανταγωνιστικά δίκτυα και
- (4) Υβριδικά ΤΝΔ

Οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών για κάθε μια από τις παραπάνω κατηγορίες, παρατίθενται στις επόμενες παραγράφους.

5.2 Η εφαρμογή του δικτύου Hopfield

Οι ερευνητές προσπάθησαν αρχικά να λύσουν το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών χρησιμοποιώντας τα δίκτυα Hopfield λόγω των επιτυχών εφαρμογών τους στο πρόβλημα του περιπλανώμενου πωλητή (TSP). Ουσιαστικά, το δίκτυο Hopfield (σχήμα 5.2.1) είναι ένα επαναλαμβανόμενο δίκτυο που αποτελείται από ένα ενιαίο στρώμα στοιχείων επεξεργασίας (ΣΕ) με βάρη συνδέσεων που παίρνουν πραγματικές τιμές. Όλα τα στοιχεία είναι ταυτόχρονα μονάδες εισόδου και εξόδου. Είναι μη-προσαρμοστικά δίκτυα επειδή τα βάρη διασύνδεσης (που αντιστοιχούν στη συναπτική αποδοτικότητα ενός πραγματικού νευρώνα) δεν καθορίζονται ως αποτέλεσμα μιας διαδικασίας εκμάθησης, αλλά μάλλον προέρχονται εξ' αρχής από την συνάρτηση ενέργειας. Αυτά τα ΣΕ είναι δυαδικές μονάδες “κατωφλιών”, δηλαδή λαμβάνουν μόνο δύο διαφορετικές τιμές καταστάσεων οι οποίες εξαρτώνται από το αν η τιμή εισόδου υπερβαίνει ή όχι την τιμή “κατωφλιού”. Οι τιμές αυτές μπορεί να είναι το 1 και το -1, ή το 1 και το 0. Επομένως οι δύο πιθανοί ορισμοί για την συνάρτηση ενεργοποίησης a_i ενός ΣΕ i , είναι:

$$a_i = \begin{cases} 1 & \text{εάν } \sum_j w_{ij} x_j > \theta_i \\ -1 & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

είτε

$$a_i = \begin{cases} 1 & \text{εάν } \sum_j w_{ij} x_j > \theta_i \\ 0 & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

όπου:

- w_{ij} είναι η ισχύς του βάρους της συνδέσεως από το ΣΕ j στο ΣΕ i (το βάρος της σύνδεσης $j \rightarrow i$).
- x_j είναι η κατάσταση του ΣΕ j .
- θ_i είναι το “κατώφλι” ενεργοποίησης του ΣΕ i .

Οι συνδέσεις σ' ένα δίκτυο Hopfield διέπονται συνήθως από τους εξής περιορισμούς:

- $w_{ii} = 0$, $\forall i$ (κανένα ΣΕ δεν συνδέεται με τον εαυτό του)
- $w_{ij} = w_{ji}$, $\forall i, j$ (οι συνδέσεις είναι συμμετρικές)

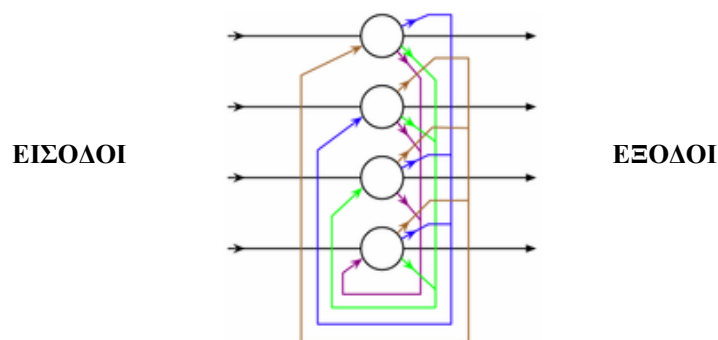
Η απαίτηση έτσι ώστε τα βάρη να είναι συμμετρικά είναι συνήθης, εφόσον εγγυάται ότι η τιμή της συνάρτησης ενέργειας θα ελαττώνεται μονοτονικά, ενώ το δίκτυο μπορεί να επιδείξει χαοτική συμπεριφορά εάν χρησιμοποιηθούν μη συμμετρικά βάρη. Τα δίκτυα

Hopfield χρησιμοποιούν μια βαθμωτή τιμή που σχετίζεται με την κατάσταση του δικτύου η οποία αναφέρεται ως η “ενέργεια” E του δικτύου:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^N \theta_i x_i$$

Αυτή η τιμή ονομάζεται “ενέργεια” επειδή ο ορισμός της εξασφαλίζει το γεγονός ότι εάν επιλεγούν τυχαία ΣΕ για να ενημερωθεί η συνάρτηση ενεργοποίησής τους, τότε το δίκτυο θα συγκλίνει σε κάποια κατάσταση που αποτελεί τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης “ενέργειας” (η οποία είναι μια συνάρτηση Lyapunov, βλ. §4.3.1). Επομένως, εάν μια κατάσταση αποτελεί τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης “ενέργειας” τότε αποτελεί και μια σταθερή κατάσταση για το δίκτυο.

Η λειτουργία του δικτύου είναι απλή. Σε κάθε βήμα, επιλέγεται με τυχαίο τρόπο ένας κόμβος (ΣΕ). Η συμπεριφορά αυτού του κόμβου στη συνέχεια είναι αιτιοκρατική, δηλαδή κινείται προς μια κατάσταση ελαχιστοποίησης της ενέργειας του και των γειτονικών του κόμβων.



Σχήμα 5.2.1: Η δικτυακή αρχιτεκτονική Hopfield

Το δίκτυο Hopfield, που εμπνέεται εν μέρει από τους πραγματικούς νευρώνες, είναι δίκτυο βελτιστοποίησης. Κάθε ΣΕ έχει μια τιμή ή μια κατάσταση δραστηριότητας. Ολόκληρο το δίκτυο έχει επίσης μια κατάσταση σε κάθε στιγμή με μια σχετική ενεργειακή τιμή που αντιστοιχεί στην αντικειμενική συνάρτηση που ελαχιστοποιείται από το δίκτυο. Ο στόχος είναι να επιτευχθεί μια σταθερή κατάσταση όπου η ενέργεια είναι ελάχιστη. Ο Hopfield (1982) έδειξε ότι το δίκτυό του έφθασε τελικά σε μια σταθερή κατάσταση με την επιλογή κατάλληλων βαρών σύνδεσης και την ενημέρωση των καταστάσεων των νευρώνων. Στην πιο πρόσφατη εργασία τους, οι Hopfield και Tank (1985) εφάρμοσαν αυτό το δίκτυο στο πρόβλημα (TSP) με τη μοντελοποίηση του προβλήματος σε ένα πίνακα νευρώνων. Τα δίκτυα Hopfield έχουν δείξει ότι τα προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης μπορούν να

επιλυθούν από τα νευρωνικά δίκτυα και επομένως το ίδιο ισχύει και για τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών.

5.2.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των ΝΔ Hopfield στον προγραμματισμό εργασιών

Οι Gulati και Iyengar (1987) ανέπτυξαν έναν νευρωνικό αλγόριθμο για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών με μια μονάδα επεξεργασίας (δηλαδή, μια μηχανή), με αυστηρές προθεσμίες και προτεραιότητες εργασιών. Το πρόβλημα μοντελοποιείται σε ένα δίκτυο Hopfield με $n \log\{n_p\}$ νευρώνες, όπου n είναι ο αριθμός εργασιών και το n_p δείχνει τους συνολικούς χρόνους επεξεργασίας όλων των εργασιών. Προκειμένου να μειωθεί η πολυπλοκότητα στον άξονα του χρόνου χρησιμοποιείται λογαριθμική κλίμακα. Η συνάρτηση ενέργειας που χρησιμοποιήσαν αποτελείται από τους όρους της καθυστέρησης, του χρόνου προετοιμασίας των μηχανών και από τις σχέσεις επικάλυψης και προτεραιότητας. Ο προκύπτων πίνακας νευρώνων δίνει τους αρχικούς χρόνους των εργασιών στην ακολουθία εργασιών. Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων προσομοίωσης, χρησιμοποιήθηκε επίσης μια γρήγορη μέθοδος προσομοιωμένης ανόπτησης, για να αποκτηθούν λύσεις για προβλήματα 20 εργασιών.

Οι Foo και Takefujii (1988α, 1988β) χρησιμοποίησαν επίσης το δίκτυο Hopfield για τη μοντελοποίηση του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών σε ένα πίνακα δύο διαστάσεων $m \times n$ επί $m \times n + 1$, παρόμοιο με εκείνους για την επίλυση του προβλήματος TSP. Στη διατύπωσή τους, η συνάρτηση ενέργειας αποτελείται από αυστηρούς περιορισμούς (δηλ. περιορισμούς προτεραιότητας και πόρων) και το κόστος του συνολικού χρόνου ολοκλήρωσης όλων των εργασιών (κριτήριο makespan). Ένα κύκλωμα υπολογισμών, υπολογίζει τους συνολικούς χρόνους ολοκλήρωσης (δαπάνες) όλων των εργασιών, και η απόκλιση δαπανών προστίθεται στην συνάρτηση ενέργειας του στοχαστικού νευρωνικού δικτύου. Με τη χρήση ενός αλγόριθμου προσομοιωμένης ανόπτησης (SA), η θερμοκρασία του συστήματος μειώνεται αργά έως ότου η ενέργεια του συστήματος φτάσει σε ένα τοπικό ή ένα ολικό ελάχιστο. Στο τελικό στάδιο της σύγκλισης, η λύση στο πρόβλημα του καταστήματος εργασιών αντιπροσωπεύεται από ένα σύνολο δέντρων της συνάρτησης κόστους που κωδικοποιούνται στον πίνακα των καταστάσεων ισορροπίας. Η μέθοδος έχει χρησιμοποιηθεί επιτυχώς για να λύσει αρκετά προβλήματα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών 4|3 (4-εργασίες, 3-μηχανές). Η SA είναι μια στοχαστική μέθοδος αναζήτησης που επιτρέπει εκφυλισμένες λύσεις με μια συγκεκριμένη πιθανότητα και μειώνει τη πιθανότητα του εγκλωβισμού σε ένα τοπικό ελάχιστο. Γενικά, η SA προέκυψε ως εναλλακτική τεχνική αναζήτησης για την εύρεση λύσεων μεγάλων προβλημάτων βελτιστοποίησης. Έχει την προέλευσή της στη στατιστική

φυσική όπου οι χαμηλές ενεργειακές καταστάσεις (τέλειες δομές δικτυωτού πλέγματος) των μετάλλων και άλλων ουσιών επιτυγχάνονται μέσω της αργής ψύξης που αποκαλείται ανόπτηση. Οι Kirkpatrick et al. (1983) ήταν οι πρώτοι που κατέδειξαν τις εφαρμογές της στα προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης.

Στην πιο πρόσφατη εργασία τους, οι Foo και Takefujii (1988γ) μοντελοποίησαν το ίδιο πρόβλημα με ένα πρόγραμμα γραμμικού ακέραιου προγραμματισμού με συνάρτηση κόστους το συνολικό χρόνο ολοκλήρωσης όλων των εργασιών. Οι ερευνητές κωδικοποίησαν το πρόγραμμα γραμμικού ακέραιου προγραμματισμού σε ένα δίκτυο Hopfield και επέλυσαν το ίδιο πρόβλημα που παρουσιάστηκε ανωτέρω. Αυτό το δίκτυο καλείται νευρωνικό δίκτυο γραμμικού ακέραιου προγραμματισμού (ILPNN). Με αυτήν την νέα διατύπωση, ο συνολικός αριθμός νευρώνων στο δίκτυο μειώθηκε σε $nm(nm + 1)/2$. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων έδειξαν ότι το δίκτυο ILPNN παρουσιάζει σημαντικά υπολογιστικά πλεονεκτήματα σε σύγκριση με το δίκτυο Hopfield.

Οι Zhou et al. (1990, 1991) βελτίωσαν περαιτέρω την απόδοση του δικτύου ILPNN για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών. Συγκεκριμένα, οι ερευνητές ενοποίησαν τους δείκτες που δείχνουν τις κατεργασίες και τις μηχανές για να επιτύχουν μια απλούστερη αναπαράσταση του προβλήματος. Στη διατύπωσή τους, ο αριθμός των νευρωνικών επεξεργαστών είναι ίσος με τον αριθμό των διεργασιών (υπο-εργασίες). Ως εκ τούτου, ο αριθμός των διασυνδέσεων αυξάνεται γραμμικά με το συνολικό αριθμό διεργασιών. Για να αξιολογηθεί η απόδοση του δικτύου, οι ερευνητές έλυσαν διάφορα προβλήματα καταστημάτων εργασιών που κυμαίνονται από προβλήματα μεγέθους $2|3$ ως $20|20$. Για τα μικρά προβλήματα (δηλ. $2|3$ ή $5|3$), τα αποτελέσματα του δικτύου συγκρίθηκαν με γνωστές βέλτιστες λύσεις. Για τα μεγάλα προβλήματα (δηλ. $10|10$ και $20|20$), χρησιμοποιήθηκε ο συνολικός χρόνος ολοκλήρωσης της μεγαλύτερης σε χρόνο εργασίας ως δείκτης βελτιστότητας (δηλαδή όσο πιο κοντά βρισκόταν η συνάρτηση κόστους ενός συγκεκριμένου προγράμματος σε αυτό το χρόνο, τόσο καλύτερο το πρόγραμμα). Τα αποτελέσματα προσομοίωσης έδειξαν ότι το δίκτυο παράγει καλά προγράμματα με ένα λογικό υπολογιστικό κόστος.

Οι Zhang et al. (1991), προτείνουν μια μέθοδο χρησιμοποιώντας ένα δίκτυο Hopfield, παρόμοιο με αυτό των Foo και Takefujii (1988γ). Ταξινομούν τις εργασίες σε διάφορες κατηγορίες προτεραιότητας, ανάλογα με τη σημασία τους. Η ενεργειακή εξίσωση διατυπώνεται με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιεί το άθροισμα των χρόνων περάτωσης όλων των εργασιών. Ένας πρόσθετος όρος εισάγεται στην ενεργειακή εξίσωση που επιτρέπει στις εργασίες υψηλής προτεραιότητας να υποβάλλονται σε επεξεργασία πρώτες, ενώ

οι εξισώσεις περιορισμών αποτρέπουν την πρόωρη επεξεργασία των εργασιών χαμηλής προτεραιότητας. Παρόλα αυτά, αυτή η μέθοδος περιορίζεται πάλι σε προβλήματα μικρού μεγέθους και υπάρχει μια τάση το σύστημα να συγκλίνει σε μη-βέλτιστες λύσεις.

Οι Van Hulle et al. (1991α, 1991β) προσπάθησαν να λύσουν το ίδιο πρόβλημα καταστήματος εργασιών χρησιμοποιώντας ένα δίκτυο προγραμματισμού στόχων. Σύμφωνα με την προσέγγισή τους, το αρχικό πρόβλημα μικτού αέραιου προγραμματισμού (MIP) αναδιατυπώνεται αρχικά ως πρόβλημα προγραμματισμού στόχων και μοντελοποιείται έπειτα επάνω σε ένα αναλογικό ΤΝΔ. Πράγματι, αυτή η μελέτη είναι η πρώτη προσπάθεια να μοντελοποιηθεί το πρόβλημα MIP απευθείας σε ένα αναλογικό δίκτυο. Η λύση επιτυγχάνεται με την επανειλημμένη εκτέλεση χαλάρωσης προγραμματισμού στόχου και δυαδικών ρυθμίσεων έως ότου επιτευχθεί σύγκλιση. Παρόλο που η μέθοδος δεν εγγυάται μια βέλτιστη λύση για το αρχικό πρόβλημα, η λύση που παρέχει είναι πάντα εφικτή όσον αφορά τους περιορισμούς του προβλήματος. Το προτεινόμενο δίκτυο εξετάστηκε σε διάφορα υποδείγματα συγκριτικής μέτρησης επιδόσεων. Τα αποτελέσματά έδειξαν ότι το δίκτυο βρίσκει καλές λύσεις ακόμα κι όταν το μέγεθος του προβλήματος αυξάνεται.

Η εργασία των Lo και Bavarian (1993) είναι μια επέκταση της διδιάστατης δομής Hopfield σε ένα τρισδιάστατο νευρωνικό πίνακα, αποκαλούμενο νευρο-κύβο. Σύμφωνα με τη διατύπωσή τους, ο άξονας z αντιπροσωπεύει τις εργασίες, ο άξονας x αντιπροσωπεύει τις μηχανές και ο άξονας y αντιπροσωπεύει το χρόνο. Η απόδοση αυτού του δικτύου δεν είναι γενικά γνωστή. Έχει εφαρμοστεί μόνο σε ένα μικρό πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών (π.χ. 3 μηχανές και 10 εργασίες) με μια συνάρτηση κόστους με βάση την καθυστέρηση. Ένα άλλο μειονέκτημα του δικτύου τους είναι ότι δεν είναι κατάλληλο για πραγματικά προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, επειδή το μέγεθος του δικτύου και ο αριθμός των συνδέσεων αυξάνονται δυσανάλογα για μεγάλου μεγέθους προβλήματα.

Οι Arizona et al. (1992), παρουσίασαν μια άλλη εφαρμογή νευρωνικών δικτύων για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών με το κριτήριο συνολικού χρόνου ροής κάτω από το πλαίσιο του just-in-time (JIT) περιβάλλοντος παραγωγής. Η δικτυακή αρχιτεκτονική τους ήταν μια επέκταση του μοντέλου Hopfield, που αποκαλείται μοντέλο μηχανής Gauss (δηλ. ένα από τα στοχαστικά νευρωνικά δίκτυα). Στη γενική περίπτωση, τα δίκτυα που βασίζονται στο μοντέλο Hopfield δεν μπορούν να εγγυηθούν βέλτιστες λύσεις. Μερικές φορές αυτά τα δίκτυα παράγουν τοπικές βέλτιστες λύσεις ανάλογα με τις αρχικές τους καταστάσεις. Στη μελέτη αυτή, οι ερευνητές προσπάθησαν να αποφύγουν το πρόβλημα της παγίδευσης σε ένα τοπικό βέλτιστο με τη χρήση ενός στοχαστικού δικτύου. Η απόδοση του δικτύου μετρήθηκε χρησιμοποιώντας τυχαία υποδείγματα. Στα πειράματα προσομοίωσης, 50 προβλήματα 10

εργασιών κατασκευάστηκαν και λύθηκαν από αυτό το δίκτυο. Οι ερευνητές αναφέρουν επιτυχία 90% στην εύρεση βέλτιστων λύσεων.

Σε μια άλλη μελέτη, οι Vaithyanathan και Ignizio (1992) ανέπτυξαν ένα στοχαστικό νευρωνικό δίκτυο για να λύσουν προβλήματα προγραμματισμού εργασιών με περιορισμούς πόρων. Τα ανωτέρω προβλήματα, αποσυντίθεται αρχικά σε μια σειρά πολυδιάστατων προβλημάτων. Κατόπιν αυτά τα μικρά προβλήματα χρησιμοποιούνται για να δημιουργήσουν αντίστοιχες αναπαραστάσεις TND. Το δίκτυό τους αποτελείται από έναν συνδυασμό του δικτύου Hopfield συν ένα αριθμό εξωτερικών νευρώνων που χρησιμοποιούνται για να παρέχουν στοχαστικότητα στη διαδικασία αναζήτησης. Ένα μοναδικό χαρακτηριστικό γνώρισμα της μεθόδου είναι η χρήση προσωρινής ανατροφοδότησης από την οποία η λύση αναγκάζεται να κινηθεί από ένα τοπικό ελάχιστο προς μια βελτιωμένη λύση, εάν όχι ολικό βέλτιστο. Τα υπολογιστικά αποτελέσματα που επιτυγχάνονται από το δίκτυο είναι πολύ ενθαρρυντικά.

Οι Chang και Nam (1993) εφαρμόζουν ένα *LPNN* που προσπαθεί να συγκλίνει στο ολικό βέλτιστο. Το σύστημα λειτουργεί πάνω κάτω με την ίδια αρχή των Foo και Takefuji (1988γ) εκτός από το ότι αποφεύγει τους περιορισμούς ακέραιων αριθμών με την εισαγωγή μεταβλητών χαλάρωσης (slack variables). Εντούτοις, και εδώ, μόνο μικρού μεγέθους προβλήματα μπορούν να επιλυθούν, πρέπει να διατυπωθεί ένας μεγάλος αριθμός περιορισμών, απαιτούνται πολυάριθμοι νευρώνες και διασυνδέσεις και δεν υπάρχει καμία εγγύηση εύρεσης βέλτιστης λύσης.

Οι Thawonmas et al. (1993) πρότειναν έναν αλγόριθμο προγραμματισμού εργασιών πραγματικού χρόνου χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα για τον προγραμματισμό των ανεξάρτητων και των μη προκαθορισμένων εργασιών με προθεσμίες και απαιτήσεις πόρων. Το προτεινόμενο δίκτυο είναι ένα τροποποιημένο μοντέλο Hopfield - Tank που ενσωματώνει τους τύπους μοντέλων TSP και LP. Μια ευρετική διαδικασία ενσωματώνεται επίσης στην συνάρτηση ενέργειας του προτεινόμενου μοντέλου για να αντιμετωπίσει τις προθεσμίες. Τα πειράματα προσομοίωσης έδειξαν ότι το νευρωνικό δίκτυο αποδίδει καλύτερα από έναν συμβατικό αλγόριθμο που βασίζεται στην πολιτική προθεσμιών *EDD*.

Οι Willems και Rooda (1994), χρησιμοποιούν ένα *ILPNN* όπου το διάστημα αναζήτησης μειώνεται με τη χρήση a-priori υπολογισμών και τη δημιουργία ελάχιστων αρχικών χρόνων, γνωστών ως “κατώφλια”. Η γρήγορη σύγκλιση σε μια εφικτή λύση προωθείται από την ενσωμάτωση συνδέσεων ανατροφοδότησης. Παρόλα αυτά, η ανατροφοδότηση μπορεί να παρεμποδίσει την εξέλιξη μιας βέλτιστης λύσης. Η

προσομοίωση αυτού του συστήματος σε H/Y είναι δύσκολη και εξετάζει προβλήματα μικρού μεγέθους μόνο.

Σε μια άλλη μελέτη, οι Satake et al. (1994), πρότειναν ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου Hopfield. Σε αντίθεση με άλλες εφαρμογές αυτού του τύπου, το αυτό μοντέλο αλλάζει την τιμή των κατώτατων ορίων σε κάθε μετάβαση του νευρώνα για να παραγάγει ένα πρόγραμμα για τα συστήματα καταστημάτων εργασίας χωρίς καθυστερήσεις. Οι ερευνητές χρησιμοποίησαν επίσης τη μηχανή Boltzmann, Hinton et al. (1984), για την περίπτωση εγκλωβισμού σε ένα τοπικό ελάχιστο. Το προτεινόμενο μοντέλο εφαρμόστηκε σε διάφορα προβλήματα, με το κριτήριο makespan, που κυμαίνονται από απλά προβλήματα (2 εργασίες-2 μηχανές), έως πιο δύσκολα (δηλ. προβλήματα 10|10). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα 10 από τα 15 προβλήματα λύνονται βέλτιστα και τα εναπομείναντα πέντε προβλήματα λύνονται υποβέλτιστα με λογικούς χρόνους εκτέλεσης υπολογισμών.

Η πιο πρόσφατη προσπάθεια των Foo et al. (1995) για την επίλυση του $\Pi_{n \times m}$ αποτελεί η εφαρμογή ενός τροποποιημένου μοντέλου Hopfield, αποφεύγοντας τη χρήση μιας τετραγωνικής συνάρτησης ενέργειας που συγκλίνει σε τοπικά ελάχιστα συμπεριλαμβάνοντας μη γραμμικούς *h-ενισχυτές* στο κύκλωμά του. Αυτό επιτρέπει στους *g-ενισχυτές* να χρησιμοποιηθούν ως μη-αναστρέψιμοι ενισχυτές που υπακούνε μια γραμμική σχέση. Η έξοδος του *g-ενισχυτή* αντιπροσωπεύει τον αρχικό χρόνο κάθε εργασίας ενώ η έξοδος του *h-ενισχυτή* είναι μια δυαδική μεταβλητή 0-1. Με τη χρησιμοποίηση μιας γραμμικής συνάρτησης ενέργειας οι νευρώνες είναι σε θέση να διατηρήσουν τις απλές ιδιότητες επεξεργασίας τους. Παρόλα αυτά, για το $\Pi_{n \times m}$, όταν το m ισούται με 100 και το n μεταβάλλεται, ο αριθμός των περιορισμών και μεταβλητών που απαιτούνται παρουσιάζει αύξηση με πολυωνυμικό βαθμό, με τον αριθμό των περιορισμών να αγγίζει το ένα εκατομμύριο. Επιπλέον ο αριθμός ενισχυτών παρουσιάζει επίσης μια αύξηση πολυωνυμικού βαθμού με τον αριθμό τους να φτάνει το 1,5 εκατομμύριο, ενώ ο αριθμός διασυνδέσεων παρουσιάζει εκθετική αύξηση αγγίζοντας τους 10^{12} για μια περίπτωση 100×100 . Δεδομένου ότι αυτοί οι αριθμοί είναι αστρονομικοί η προσομοίωση σε H/Y δεν είναι εφικτή, δεν παρουσιάζεται κανένα αποτέλεσμα για μεγάλου βαθμού προβλήματα και επίσης ότι δεν υπάρχει καμία εγγύηση εύρεσης μιας βέλτιστης λύσης.

Οι Willems και Brandts (1995), πρότειναν ένα άλλο νευρωνικό δίκτυο Hopfield για το πρόβλημα του καταστήματος εργασιών. Το προτεινόμενο μοντέλο είναι διαφορετικό από τα προηγούμενα μοντέλα, υπό την έννοια ότι υπάρχουν ενσωματωμένα εμπειρικά κριτήρια βελτιστοποίησης στην αρχιτεκτονική του. Το προκύπτων δίκτυο εφαρμόζεται με ένα αλγοριθμικό σχήμα που επιτρέπει την ελαχιστοποίηση μιας ενεργειακής συνάρτησης. Αυτό

το δίκτυο σχεδιάζεται κατά τέτοιο τρόπο ώστε η επεξεργασία των στοιχείων του δικτύου (ενεργοποίηση των νευρώνων) να μπορεί ακολουθεί μια σταθερή ή τυχαία σειρά. Το προτεινόμενο δίκτυο συγκρίθηκε με κανόνες ταξινόμησης παρά με άλλα δίκτυα. Τα αποτελέσματα για τα μικρά προβλήματα καταστήματος εργασιών έδειξαν ότι αποδίδει καλύτερα από τις παραδοσιακές ευρετικές διαδικασίες.

Οι Sabuncuoglu και Gurgun (1996), ανέπτυξαν ένα τροποποιημένο τρισδιάστατο μοντέλο δικτύου Hopfield για το πρόβλημα της μέσης καθυστέρησης (tardiness) σε μια μηχανή και για το πρόβλημα ελάχιστου χρόνου για την επεξεργασία όλων των εργασιών (makespan) σε ένα κατάστημα εργασιών (βλ. Lo και Bavarian, 1993). Η προσέγγιση αυτή διαφέρει από τις παραδοσιακές εφαρμογές του δικτύου Hopfield στο ότι ένας εξωτερικός επεξεργαστής έχει προστεθεί στο δίκτυο. Δύο διαδικασίες που απαιτούν την ίδια μηχανή επιλέγονται τυχαία από τον επεξεργαστή και αντιμετωπίζονται. Η μέθοδος αποδοχής είναι ανάλογη με έναν αλγόριθμο αποδοχής με κατώτερα όρια με ένα κατώφλι 10%.

Πειραματικές μετρήσεις σε 25 προβλήματα συγκριτικής μέτρησης επιδόσεων, δείχνουν ότι τα περισσότερα προβλήματα επιλύονται βέλτιστα. Αν και αποτελεί αυτήν την περίοδο την καλύτερη μέθοδο ANN για το πρόβλημα $\Pi_{n \times m}$ δεν διαθέτει την ευχέρεια βέλτιστης επίλυσης όλων των προβλημάτων δεδομένου ότι απαιτεί “καλές” αρχικές τιμές. Αν και ο εξωτερικός επεξεργαστής ενεργεί ως δευτερεύουσα στρατηγική που καθοδηγεί το δίκτυο, οι διεργασίες που αντιμετωπίζονται επιλέγονται τυχαία. Ο Balas (1969), αποδεικνύει ότι εκτός αν οι διεργασίες βρίσκονται στην κρίσιμη πορεία η αντιμετάθεση των διεργασιών δεν θα βελτιώσει ποτέ το makespan. Ο Glover (1995), δηλώνει ότι μια κίνηση τυχαίας επιλογής είναι ιδιαίτερα μη παραγωγική. Η αντιμετάθεση μπορεί επίσης να οδηγήσει σε μη εφικτές λύσεις.

Όλοι οι νευρώνες θα πρέπει να συνδέονται με τον εξωτερικό επεξεργαστή, γεγονός που συνεπάγεται την ανάγκη για ένα υπερβολικό αριθμό συνδέσεων που ανέρχεται στην τάξη των mn^2 . Η τεχνική παράγει μόνο ημι-ενεργά προγράμματα, οπότε δεν μπορεί να εγγυηθεί την βελτιστότητά τους. Επίσης οι ανάγκες σε χρόνο εκτέλεσης υπολογισμών είναι της τάξης του $O(mn^2)$. Το κριτήριο τερματισμού είναι ανεπαρκές, διότι ακόμα και αν επιτευχθεί η βελτιστοποίηση, η διαδικασία αναζήτησης συνεχίζεται, με αποτέλεσμα να αυξάνονται υπερβολικά οι χρονικές απαιτήσεις εκτέλεσης υπολογισμών. Παρόλο που δεν έγινε προσπάθεια επίλυσης δύσκολων προβλημάτων, όπως τα υποδείγματα LA 21, 27, 29, 38 (Lawrence, 1984); ABZ 7, 8, 9 (Adams et al., 1988), επιλύθηκε το υπόδειγμα FT 10 (Fisher και Thompson, 1963), το οποίο είναι ένα πολύ γνωστό και δύσκολο πρόβλημα.

5.2.2 Αντιμετώπιση του προβλήματος της διαστατικότητας στον ΠΠ με τη βοήθεια ενός δικτύου Hopfield

Μια σημαντική μελέτη στην εφαρμογή των δικτύων Hopfield στον προγραμματισμό εργασιών, η οποία παρουσιάζεται παρακάτω, αποτελεί η εργασία των Foo, Tackefuji και Szu (1994), η οποία πραγματεύεται το πρόβλημα της διαστατικότητας (υπέρμετρη αύξηση του υπολογιστικού φόρτου λόγω αύξησης της διάστασης του προβλήματος), με τη χρήση ενός τροποποιημένου δικτύου Hopfield το οποίο ενισχύεται με μη γραμμικούς βηματικούς h-ενισχυτές. Οι ερευνητές δείχνουν ότι το τροποποιημένο δίκτυο ξεπερνά τα συνήθη προβλήματα των δικτύων Hopfield, που σχετίζονται με τη τετραγωνική συνάρτηση ενέργειας και παρόλο που το δίκτυο παρουσιάζει μη γραμμική αύξηση των απαιτούμενων μεταβλητών και κατά συνέπεια των απαιτούμενων νευρώνων, ο υπολογιστικός φόρτος στον κάθε νευρώνα διατηρείται σε χαμηλά επίπεδα, με αποτέλεσμα το δίκτυο να συμπεριφέρεται καλ σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας.

5.2.2.1 Μοντελοποίηση του προβλήματος

Αρκετές μοντελοποιήσεις του προβλήματος προγραμματισμού παραγωγής που βασίζονται στον ακέραιο γραμμικό προγραμματισμό έχουν προταθεί στο παρελθόν, αλλά δεν έχει γίνει καμία προσπάθεια να καθοριστεί και να διερευνηθεί κάποια ιδιαίτερη δομή αυτής της μορφής μοντελοποίησης. Οι S.Y. Foo et al. (1995) πρότειναν μια προσέγγιση μικτού ακέραιου γραμμικού προγραμματισμού για την επίλυση του προβλήματος προγραμματισμού παραγωγής. Στην προσέγγιση αυτή, ο καθορισμός ενός βέλτιστου προγράμματος μπορεί αν επιτευχθεί με τη βοήθεια του γραμμικού προγραμματισμού με τη χρήση ακέραιων ρυθμιστικών παραγόντων, έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι χρόνοι έναρξης όλων των εργασιών υπό ένα σύνολο περιορισμών δρομολόγησης και απαγορευτικών υποθέσεων.

Έστω S_{ik} ο χρόνος έναρξης της εργασίας i στη μηχανή k , και t_{ijk} ο χρόνος επεξεργασίας της διεργασίας (i, j, k) . Θεωρώντας ότι η διεργασία $(i, j-l, h)$ προηγείται της (i, j, k) , τότε οι ανισότητες που εκφράζουν τους περιορισμούς δρομολόγησης έτσι ώστε ένα σύνολο λύσεων S_i , να είναι εφικτές, φαίνονται παρακάτω:

$$S_{ik} - S_{ih} \geq t_{i,j-l,h} \quad 1 \leq j \leq m, \quad 1 \leq i \leq n \quad (5.2.1)$$

όπου m και n είναι ο αριθμός των μηχανών και των εργασιών αντίστοιχα. Η συνθήκη ότι όλοι οι χρόνοι έναρξης πρέπει να είναι θετικοί εκφράζεται με την παρακάτω ανισότητα:

$$S_{ik} \geq 0 \quad 1 \leq i \leq n \quad (5.2.2)$$

Είναι επίσης αναγκαίο δύο διεργασίες να μην επεξεργάζονται ταυτόχρονα στην ίδια μηχανή. Για παράδειγμα, εάν η εργασία i προηγείται της εργασίας p στη μηχανή k (δηλ. η διεργασία (p, q, k) ξεκινά μετά την ολοκλήρωση της διεργασίας (i, j, k)), τότε:

$$S_{pk} - S_{ik} \geq t_{ijk}$$

Αντίθετα, εάν η εργασία p προηγείται της εργασίας i στη μηχανή k τότε είναι αναγκαίο να ισχύει:

$$S_{ik} - S_{pk} \geq t_{pqk}$$

Για τον καθορισμό της δρομολόγησης των εργασιών χρησιμοποιείται μια δυαδική μεταβλητή $y_{ipk} = \{0, 1\}$, δηλαδή $y_{ipk} = 1$ εάν η εργασία i προηγείται της εργασίας p στη μηχανή k , και $y_{ipk} = 0$ διαφορετικά, οπότε οι παραπάνω περιορισμοί γίνονται:

$$S_{pk} - S_{ik} + H * (1 - y_{ipk}) \geq t_{ijk} \quad (5.2.3)$$

$$S_{ik} - S_{pk} + H * y_{ipk} \geq t_{pqk} \quad (5.2.4)$$

όπου η σταθερά H αναπαριστά ένα αυθαίρετο θετικό αριθμό μεγαλύτερο από τη μέγιστη τιμή όλων των χρόνων επεξεργασίας t_{ijk} , έτσι ώστε οι περιορισμοί (5.2.3) και (5.2.4) να ικανοποιούνται.

Επομένως, ολόκληρη η μοντελοποίηση του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών μπορεί να περιοριστεί στην ελαχιστοποίηση της παρακάτω συνάρτησης κόστους:

$$\sum_{i=1}^n S_{ik_i}$$

υπό τους περιορισμούς:

$$\begin{aligned} S_{ik} - S_{ih} &\geq t_{i,j-1,k} & 1 \leq j \leq m, \quad 1 \leq i \leq n \\ S_{pk} - S_{ik} + H * (1 - y_{ipk}) &\geq t_{ijk} & i \geq 1, p \leq n, \quad 1 \leq k \leq m \\ S_{ik} - S_{pk} + H * y_{ipk} &\geq t_{pqk} & i \geq 1, p \leq n, \quad 1 \leq k \leq m \\ S_{ik} &\geq 0 & 1 \leq i \leq n \end{aligned}$$

όπου k_i είναι η μηχανή στην οποία εκτελείται η τελευταία διεργασία της εργασίας i . Υπάρχουν mn περιορισμοί του τύπου (5.2.1) ή του τύπου (5.2.2), και $mn(n-1)$ περιορισμοί του τύπου (5.2.3) ή του τύπου (5.2.4), δίνοντας ένα συνολικό αριθμό mn^2 περιορισμών. Υπάρχει επίσης ένας αριθμός mn S_{ik} και ένας αριθμός $mn(n-1)/2$ y_{ipk} , καταλήγοντας σ' ένα συνολικό αριθμό $mn(n+1)/2$ μεταβλητών. Μια εφικτή λύση που ικανοποιεί τους παραπάνω περιορισμούς αποτελεί μια ικανή (αλλά όχι αναγκαία) λύση στο πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών.

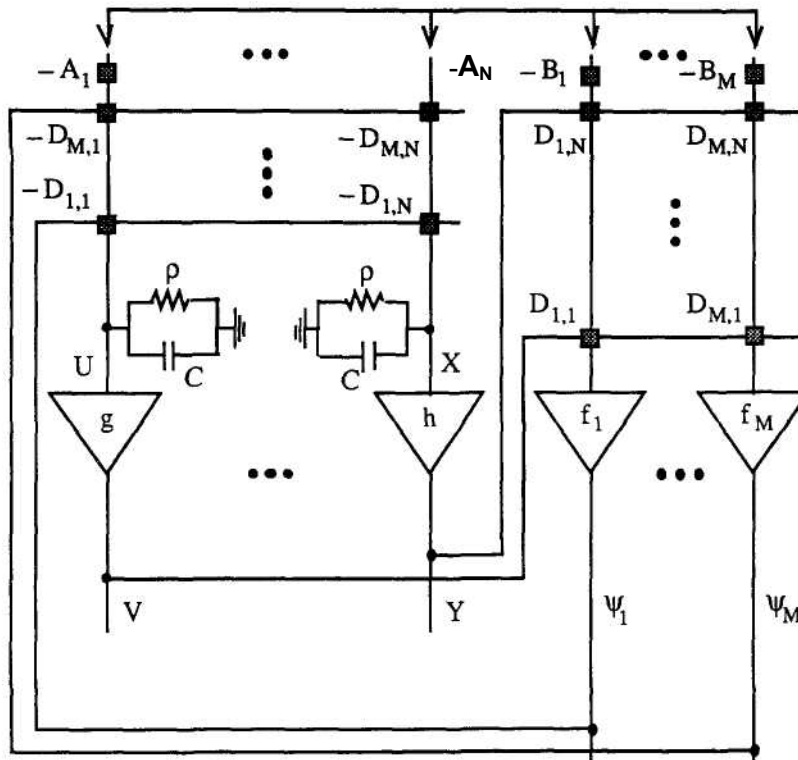
5.2.2.2 Η αρχιτεκτονική του δικτύου

Το αναλογικό δίκτυο γραμμικού προγραμματισμού των Tank και Hopfield ελαχιστοποιεί τη συνάρτηση κόστους:

$$f(A, V) = A \cdot V$$

όπου A είναι ένα διάνυσμα γραμμής N συντελεστών των N μεταβλητών, οι οποίες είναι τα στοιχεία του διανύσματος στήλης V . Αυτή η γραμμική συνάρτηση κόστους υπόκειται σ' ένα σύνολο M γραμμικών περιορισμών της μορφής:

$$D_j \cdot V \geq B_j \quad j = 1, \dots, M$$



Σχήμα 5.2.2: Το τροποποιημένο δίκτυο των Tank και Hopfield που αποτελείται από γραμμικούς και μη γραμμικούς επεξεργαστές για την επίλυση προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών.

όπου D_j , ο $M \times N$ πίνακας που περιέχει τους N συντελεστές των μεταβλητών των M εξισώσεων περιορισμών και το $1 \times M$ διάνυσμα στήλης B_j περιέχει τα κάτω όρια των νευρώνων.

Η διαφοροποίηση του προτεινόμενου δικτύου (σχήμα 5.2.2) σε σχέση με αυτό των Tank and Hopfield έγκειται στην προσθήκη των μη γραμμικών βηματικών h -ενισχυτών (νευρώνων). Η εξερχόμενη τάση V_i των γραμμικών g -ενισχυτών, αναπαριστά τον χρόνο έναρξης της κάθε διεργασίας μετά την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους, ενώ η τάση εξόδου Y_i των μη γραμμικών h -ενισχυτών, αναπαριστά τη δυαδική μεταβλητή y_{ipk} . Τα στοιχεία του A είναι ανάλογα με τα ρεύματα εισόδου που εισάγονται στους g - και h -ενισχυτές. Καθένας από

5.2 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ HOPFIELD

αυτούς τους ενισχυτές λαμβάνει ως είσοδο μια χρονική σταθερά $\rho_i C_i$, η οποία λειτουργεί ως ένα στοιχείο μνήμης.

Οι M έξοδοι (ψ_j) των f -ενισχυτών αναπαριστούν την ικανοποίηση των περιορισμών. Αυτό το σύνολο ενισχυτών έχει μη γραμμική συνάρτηση μεταφοράς της μορφής:

$$\psi_j = f(U_j) = \begin{cases} 0 & U_j \geq 0 \\ -U_j & U_j < 0 \end{cases}$$

όπου:

$$U_j = D_j \cdot V - B_j$$

δηλαδή εάν $U_j < 0$, η έξοδος ψ_j του f -ενισχυτή θα είναι ένας μεγάλος θετικός αριθμός που θα σημαίνει μια παραβίαση του j -οστού περιορισμού. Όταν συμβεί κάτι τέτοιο, ένα ρεύμα με τιμή $\rho_i C_i$ θα ανατροφοδοτηθεί στις εισόδους των g - και h -ενισχυτών, αναγκάζοντας τις εξόδους V_i να ταλαντεύονται μεταξύ $+V_{cc}$ και $-V_{cc}$, όπου V_{cc} είναι η τάση στα άκρα των λειτουργικών ενισχυτών. Εάν $U_j \geq 0$, η έξοδος ψ_j του f -ενισχυτή είναι μηδενική και αντιστοιχεί σε μια έγκυρη λύση και επομένως δε θα ανατροφοδοτηθεί ρεύμα στους g - και h -ενισχυτές. Το γεγονός αυτό έχει ως αποτέλεσμα, οι τάσεις εξόδων των g - και h -ενισχυτών να είναι σταθερές και ανάλογες με τις τάσεις εισόδων A_i .

Εάν θεωρηθεί ότι ο χρόνος απόκρισης των f -ενισχυτών είναι αμελητέος σε σχέση με το χρόνο απόκρισης των g - και h -ενισχυτών, τότε η δυναμική εξίσωση που διέπει τον g -ενισχυτή είναι:

$$C_i \frac{dU_i}{dt} = -A_i - \frac{U_i}{\rho_i} - \sum_j^M D_{ji} f(D_j \cdot V - B_j) \quad (5.2.5)$$

όπου $M = mn^2$ (δηλ. Ο συνολικός αριθμός των περιορισμών). Παρόμοια, η δυναμική εξίσωση για τον h -ενισχυτή είναι:

$$C_i \frac{dX_i}{dt} = -A_i - \frac{X_i}{\rho_i} - \sum_j^M D_{ji} f(D_j \cdot Y - B_j) \quad (5.2.6)$$

Έστω ότι η συνάρτηση ενέργειας του δικτύου είναι της μορφής:

$$E = \sum_i^P A_i V_i + \sum_i^P \frac{1}{\rho_i} \int_0^{V_i} g^{-1}(V) dV + \sum_i^P \sum_j^M \int f(z) dz \\ + \sum_i^Q \frac{1}{\rho_i} \int_0^{Y_i} h^{-1}(Y) dY + \sum_i^Q \sum_j^M \int f(w) dw$$

όπου:

$$U = g^{-1}(V)$$

$$X = h^{-1}(Y)$$

$$z = D_j \cdot V - B_j$$

$$w = D_j \cdot Y - B_j$$

$$P = mn \text{ (δηλ. ο συνολικός αριθμός των } S_{ik} \text{)}$$

$$Q = mn(n-1)/2 \text{ (δηλ. ο συνολικός αριθμός των } y_{ipk} \text{)}$$

Μπορεί εύκολα να αποδειχθεί ότι η E είναι μια φθίνουσα συνάρτηση ενέργειας η οποία καταλήγει σ' ένα τοπικό ελάχιστο.

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_i^P A_i \frac{dV_i}{dt} + \sum_i^P \frac{1}{\rho_i} U_i \frac{dV_i}{dt} + \sum_i^P \sum_j^M \int f(z) \frac{dz}{dt} \\ &\quad + \sum_i^Q \frac{1}{\rho_i} X_i \frac{dY_i}{dt} + \sum_i^Q \sum_j^M \int f(w) \frac{dw}{dt} \\ &= \sum_i^P A_i \frac{dV_i}{dt} + \sum_i^P \frac{U_i}{\rho_i} \frac{dV_i}{dt} + \sum_i^P \sum_j^M \int f(D_j \cdot V - B_j) D_{ji} \frac{dV_i}{dt} \\ &\quad + \sum_i^Q \frac{X_i}{\rho_i} \frac{dY_i}{dt} + \sum_i^Q \sum_j^M \int f(D_j \cdot Y - B_j) D_{ji} \frac{dY_i}{dt} \\ &= \sum_i^P \frac{dV_i}{dt} \left\{ -C_i \frac{dU_i}{dt} \right\} + \sum_i^Q \frac{dY_i}{dt} \left\{ -C_i \frac{dX_i}{dt} \right\} \\ &= \sum_i^P C_i g^{-1'}(V_i) \left(\frac{dV_i}{dt} \right)^2 - \sum_i^Q C_i h^{-1'}(Y_i) \left(\frac{dY_i}{dt} \right)^2 \end{aligned}$$

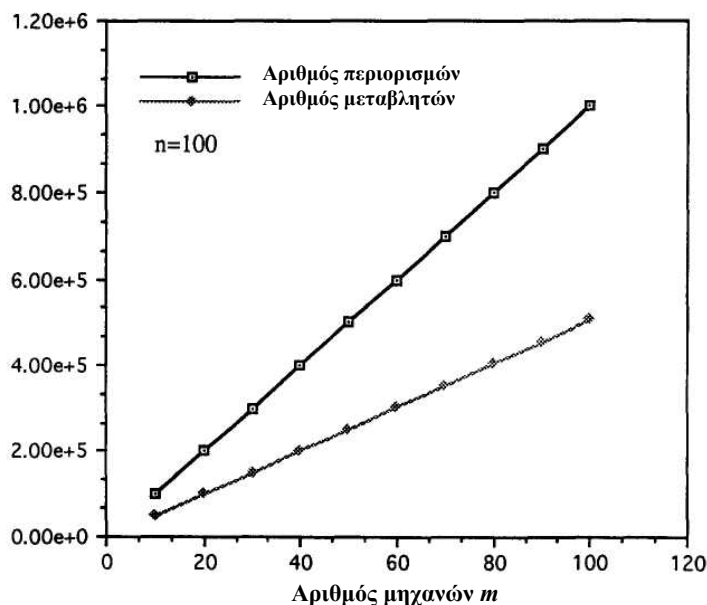
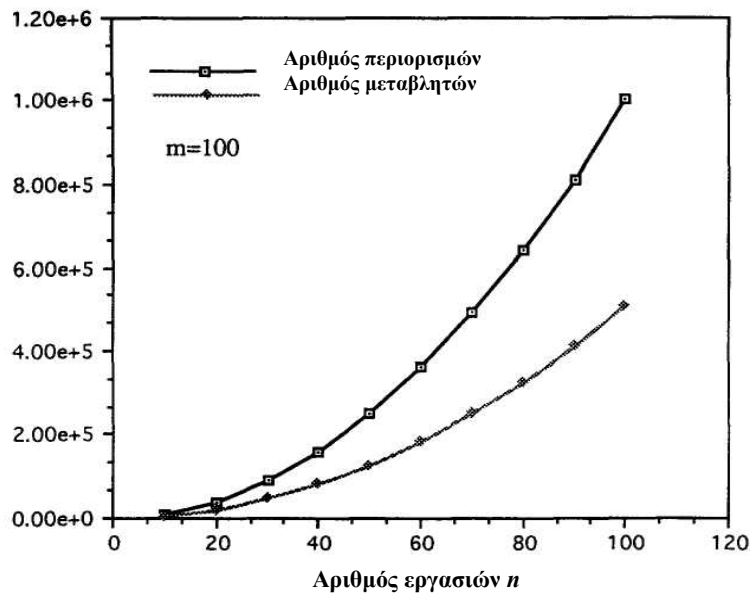
Εφόσον η ποσότητα C_i είναι θετική, και οι ποσότητες $g^{-1'}(V_i)$ και $h^{-1'}(Y_i)$ είναι αύξουσες βηματικές συναρτήσεις, αντίστοιχα, έπεται ότι $dE/dt \leq 0$ με $dE/dt = 0$ εάν $dV_i/dt = dY_i/dt = 0$ για όλα τα i . Διαφορετικά, η χρονική εξέλιξη του δικτύου οδηγείται συνεχώς σε καταστάσεις χαμηλότερης ενέργειας μέχρι να επιτευχθεί ένα τοπικό ελάχιστο, όπου το δίκτυο επέρχεται σε κατάσταση ισορροπίας.

5.2.2.3 Το πρόβλημα της διαστατικότητας

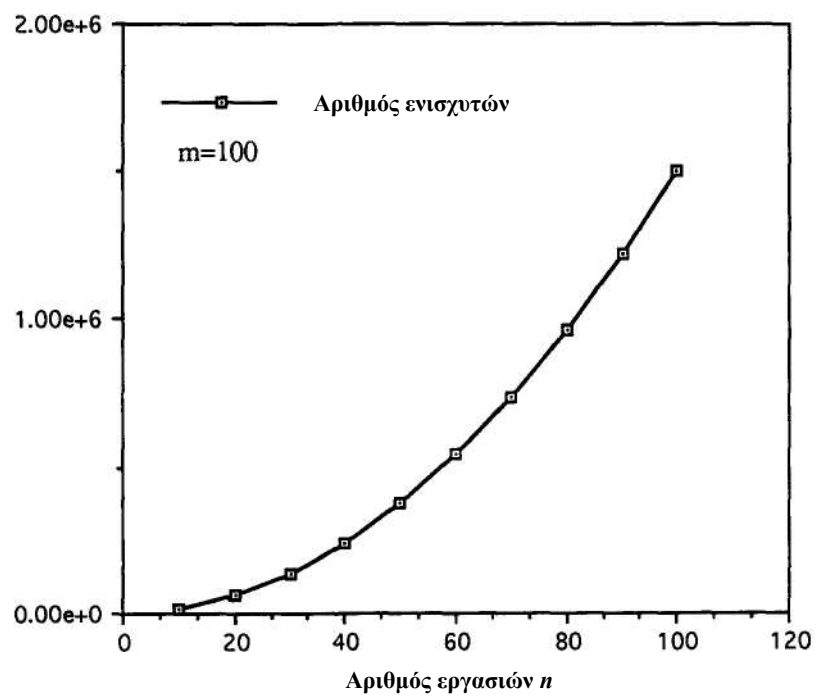
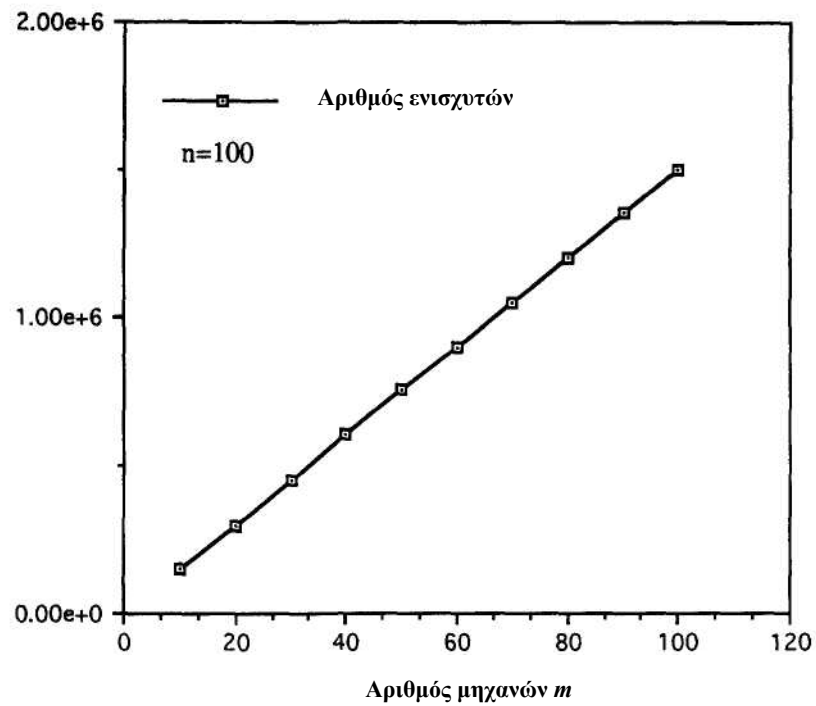
Ο συνολικός αριθμός περιορισμών είναι mn^2 , ο οποίος είναι επίσης ίσος με τον αριθμό των f -ενισχυτών που απαιτείται. Ο συνολικός αριθμός των μεταβλητών είναι $mn(n+1)/2$ που είναι επίσης ίσος με τον αριθμό των g - και h -ενισχυτών. Το σχήμα 5.2.3 παρουσιάζει το συνολικό αριθμό περιορισμών/μεταβλητών που απαιτούνται για να λύσουν ένα πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών για σταθερό $m = 100$ και μεταβαλλόμενο n και σταθερό $n = 100$ και μεταβαλλόμενο m , αντίστοιχα. Για ένα πρόβλημα με σταθερό $m = 100$, ο αριθμός περιορισμών/μεταβλητών παρουσιάζει πολυωνυμική αύξηση για ένα πρακτικό αριθμό n

εργασιών. Εντούτοις, για σταθερό $n = 100$, υπάρχει μια γραμμική σχέση μεταξύ του αριθμού περιορισμών/μεταβλητών και του αριθμού μηχανών, m .

Ο συνολικός αριθμός ενισχυτών (νευρώνες) που απαιτείται για να λειτουργήσει το δίκτυο είναι απλά το άθροισμα του αριθμού των περιορισμών και μεταβλητών σε ένα δεδομένο πρόβλημα, όπως διευκρινίζεται στο σχήμα 5.2.4. Για σταθερό $n = 100$, ο συνολικός αριθμός ενισχυτών (δηλ. τύποι f , g , και h) που απαιτείται αυξάνεται γραμμικά με τον αριθμό των διεργασιών που ορίζονται στις μηχανές, ενώ για σταθερό $m = 100$ παρουσιάζει μια πολυωνυμική αύξηση καθώς ο αριθμός των διεργασιών αυξάνεται.

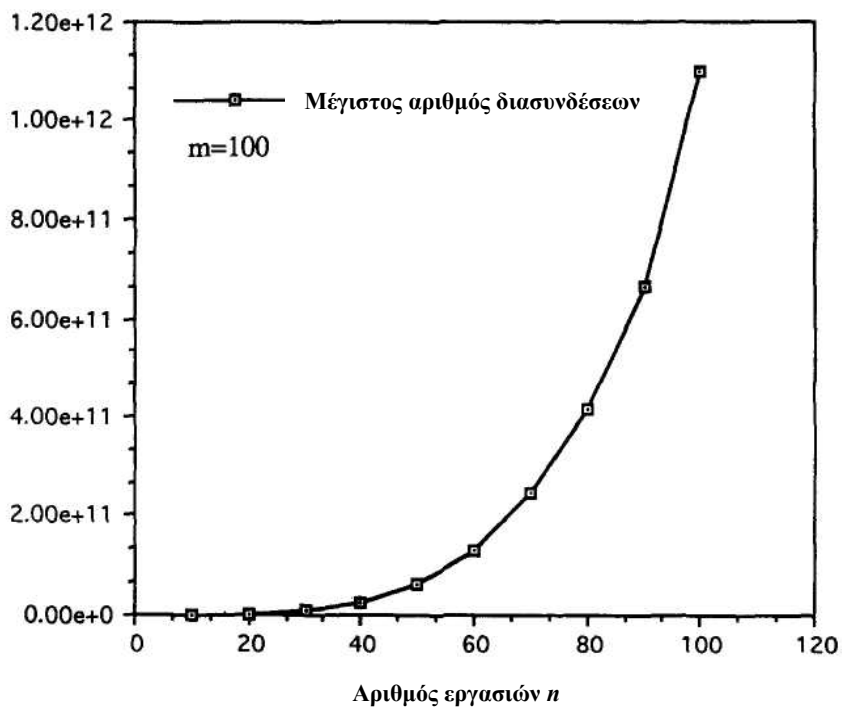
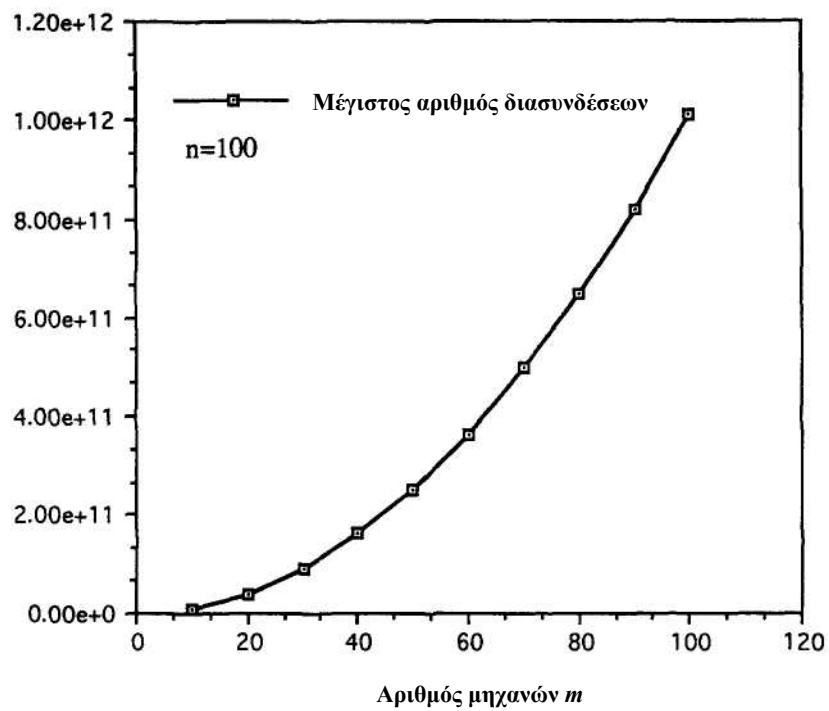


Σχήμα 5.2.3: Γράφημα του συνολικού αριθμού περιορισμών και μεταβλητών που απαιτούνται σε ένα πρόβλημα n -εργασιών και m -μηχανών.



Σχήμα 5.2.4: Συνολικός αριθμός ενισχυτών (τύπου f, g και h) που απαιτούνται για ένα πρόβλημα n -εργασιών και m -μηχανών.

5.2 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ HOPFIELD



Σχήμα 5.2.5: Συνολικός μέγιστος αριθμός διασυνδέσεων που απαιτούνται για ένα πρόβλημα n -εργασιών και m -μηχανών

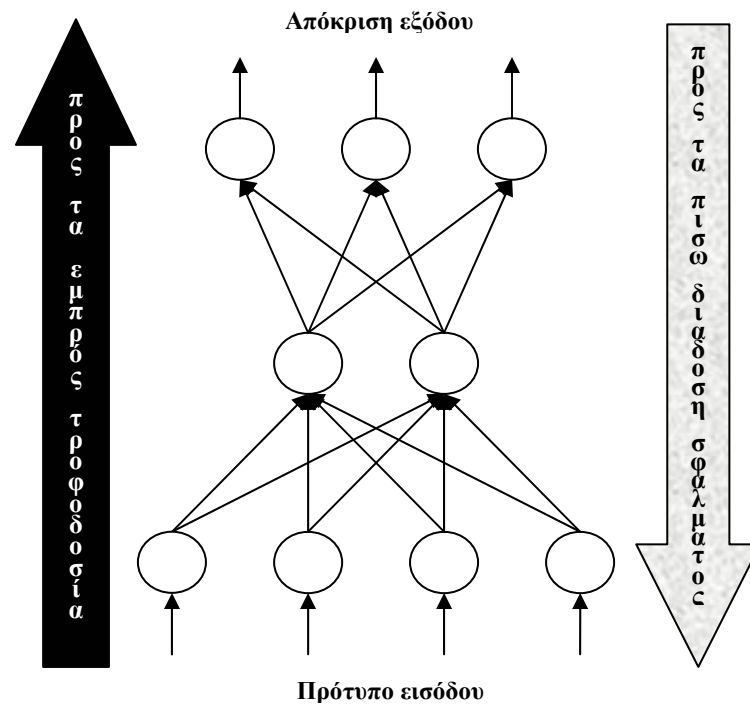
Ο συνολικός μέγιστος αριθμός διασυνδέσεων που απαιτούνται είναι δύο φορές το γινόμενο του αριθμού περιορισμών και του αριθμού μεταβλητών, όπως φαίνεται από την αρχιτεκτονική του

δικτύου στο σχήμα 5.2.2. Εντούτοις, στην πράξη, μόνο ένα μικρό μέρος (περίπου ένα τέταρτο) του πίνακα των διασυνδέσεων χρησιμοποιείται πραγματικά. Το σχήμα 5.2.5 παρουσιάζει το μέγιστο αριθμό διασυνδέσεων που απαιτούνται για πρακτικά προβλήματα. Ακόμα κι αν αυτοί οι αριθμοί φαίνονται αστρονομικοί, η πρόσφατη και η μελλοντική ανάπτυξη της οπτικής τεχνολογίας και της τεχνολογίας VLSI θα καταστήσει εφικτές τέτοιου είδους εφαρμογές υλικού.

Η παραπάνω επισκόπηση δείχνει ότι τα δίκτυα Hopfield, απαιτούν υπερβολικούς αριθμούς νευρώνων και διασυνδέσεων, ως εκ τούτου μπορούν να εξετάσουν μόνο μικρού μεγέθους προβλήματα και δεν εγγυώνται βέλτιστες λύσεις, δεδομένου ότι παγιδεύονται συχνά σε τοπικά ελάχιστα.

5.3 Η εφαρμογή των πολυ-στρωματικών perceptron και των μοντέλων BP

Τα πολυ-στρωματικά perceptron (MLP) είναι μια σημαντική κατηγορία νευρωνικών δικτύων. Χαρακτηριστικά, το δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο στοιχείων επεξεργασίας, αποκαλούμενα perceptrons (νευρώνες), τα οποία είναι οργανωμένα σε στρώματα (δηλ. στρώμα εισόδου, κρυμμένο στρώμα(τα) και στρώμα εξόδου). Το σήμα εισόδου (δεδομένα),



Σχήμα 5.3.1: Ένα δίκτυο προς-τα-πίσω διάδοσης των σφαλμάτων (back-propagation network)

διαδίδεται μέσω του δικτύου από το ένα στρώμα στο άλλο. Το πολύ-στρωματικό δίκτυο, που είναι μια επέκταση ενός απλού perceptron (perceptron ενός στρώματος), έχει ανακαλυφθεί εδώ και αρκετό καιρό. Εντούτοις, έχει χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά μετά από την ανάπτυξη ενός ιδιαίτερου αλγορίθμου εκμάθησης, που αποκαλείται αλγόριθμος προς-τα-πίσω διάδοσης των σφαλμάτων (back-propagation ή BP). Ουσιαστικά, ο αλγόριθμος back-propagation είναι ένας συστηματικός τρόπος εκπαίδευσης ενός πολυ-στρωματικού ΤΝΔ (σχήμα 5.3.1). Το προς τα εμπρός τροφοδοτούμενο (feed-forward) δίκτυο με τον αλγόριθμο εκμάθησης BP καλείται back-propagation (BP) δίκτυο.

Σύμφωνα με τις τρέχουσες εφαρμογές, το δίκτυο BP φαίνεται να είναι μια από τις ευρύτερα χρησιμοποιούμενες αρχιτεκτονικές ΤΝΔ λόγω της δυνατότητάς του να μοντελοποιεί σύνθετα προβλήματα και λόγω της ισχυρής μαθηματικής του βάσης. Ως εκ τούτου, έχει εφαρμοστεί για την επίλυση διαφόρων προβλημάτων (Dayhoff, 1990). Σε σύγκριση με το δίκτυο Hopfield, το μοντέλο BP έχει δύο φάσεις: μια φάση *εκπαίδευσης*

(feed-forward φάση) και μια φάση *ανάκλησης πληροφορίας* (ή χρήσης). Στη φάση *εκπαίδευσης*, το δίκτυο μαθαίνει τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών (ή του συσχετισμού μεταξύ των εισόδων και των εξόδων) με τη βοήθεια παραδειγμάτων. Στη φάση *ανάκλησης πληροφορίας* (φάση γενίκευσης), προβλέπει τις εξόδους, όταν εκτίθεται σε άγνωστα παραδείγματα ή νέες εισόδους. Ακόμα κι αν η πρώτη φάση του μοντέλου BP αποτελείται από μεγάλες περιόδους εκπαίδευσης, η δεύτερη φάση (ή στάδιο δοκιμής) είναι υπολογιστικά πολύ αποδοτική. Απαιτούνται συνήθως μερικά δευτερόλεπτα για να ανακτηθούν τα αποτελέσματα από ένα εκπαιδευμένο δίκτυο. Αυτά τα χαρακτηριστικά του δικτύου BP έχουν χρησιμοποιηθεί στις ακόλουθες εφαρμογές προγραμματισμού εργασιών.

5.3.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των ΝΔ BP στον προγραμματισμό εργασιών

Οι Rabello και Alptekin (1989), ανέπτυξαν ένα υβριδικό (έμπειρο σύστημα και ΤΝΔ) σύστημα προγραμματισμού εργασιών, στο οποίο ένα back-propagation δίκτυο χρησιμοποιείται για να ταξινομήσει ένα σύνολο κανόνων ταξινόμησης που βασίζονται στην παρούσα κατάσταση των χαρακτηριστικών των εργασιών. Σε αυτό το σύστημα, οι έξοδοι (σχετικά βάρη) του νευρωνικού δικτύου αναλύονται περαιτέρω από ένα έμπειρο σύστημα για να παραχθούν προγράμματα για το κριτήριο της μέσης καθυστέρησης. Στα πειράματα προσομοίωσής τους, το δίκτυο ήταν σε θέση να προβλέψει πραγματικά αποτελέσματα με επιτυχία 90%.

Οι Ghryssolouris et al. (1991), χρησιμοποίησαν ένα δίκτυο BP ως μέρος του λειτουργικού μοντέλου ενός βιομηχανικού συστήματος. Το δίκτυό τους καθιερώνει τα αναγκαία βάρη μεταξύ της λειτουργικής πολιτικής ενός κέντρου εργασίας και του γενικού μέτρου απόδοσης ενός βιομηχανικού συστήματος. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων προσομοίωσης έδειξαν ότι το δίκτυο BP είναι αρκετά ισχυρό όταν χρησιμοποιείται για να ορίσει μια λειτουργική πολιτική για την επίτευξη ενός συνόλου μέτρων απόδοσης (π.χ. μέσα συνολικά κόστη, μέση καθυστέρηση και μέσου χρόνου ροής).

Οι Yih et al. (1991), προτείνουν μια υβριδική ημι-markov μέθοδο νευρωνικών δικτύων για έναν γερανό σε μια γραμμή παραγωγής πινάκων κυκλωμάτων. Η υπολογιστική ανάλυση παρουσιάζει το υβριδικό σύστημα καλύτερο από έναν ανθρώπινο προγραμματιστή καθώς η παραγωγή αυξήθηκε κατά 4% και το ποσοστό σφάλματος μειώθηκε από 3,90% έως 1,14 %. Εντούτοις, η απόδοση του νευρωνικού δικτύου δεν παρουσιάζεται, δημιουργώντας αμφιβολίες για τη σχετική επιτυχία της κατά την εκπαίδευση του δικτύου. Δεν υπάρχει επίσης καμία αναφορά για την ποικιλομορφία των δεδομένων δοκιμής και εκπαίδευσης. Η προσέγγιση θεωρεί μόνο ένα πολύ απλό και μικρό πρόβλημα $5/1/P/W_{max}$, το οποίο είναι

μεταξύ των πιο τετριμμένων προβλημάτων προγραμματισμού και το νευρωνικό δίκτυο δεν περιλαμβάνεται στη διαδικασία βελτιστοποίησης αλλά εκπαιδεύεται μόνο για να αναζητήσει την καλύτερη πολιτική.

Οι Sastri και Malave (1991), εφαρμόζουν δύο νευρωνικά μοντέλα, ένα Μπαεσιανό ταξινομητή και ένα δίκτυο *BP*, για να υπολογίσουν το αναμενόμενο κόστος λειτουργίας ανά περίοδο και τη βέλτιστη πολιτική ελέγχου. Τα αποτελέσματα επιτυγχάνονται, εφόσον συγκριτική σύγκλιση σφάλματος δείχνει ότι το Μπαεσιανό δίκτυο έχει μια ακρίβεια προσδιορισμού της κατάλληλης πολιτικής 99,06% και ένα μέσο σφάλμα 3,32% στον υπολογισμό του μέσου κόστους λειτουργίας ανά περίοδο, ενώ για το μοντέλο *BP* τα αντίστοιχα αποτελέσματα είναι 41,67% και 16,93%, αντίστοιχα. Αυτό σημαίνει ότι πραγματική πρόοδος στη μέθοδο προς-τα-πίσω διάδοσης των σφαλμάτων μπορεί να επιτευχθεί με την ενσωμάτωση ενός μαθηματικού μοντέλου βελτιστοποίησης. Παρόλα αυτά, ο αριθμός νευρώνων που απαιτείται για αυτό το πρόβλημα είναι μεγάλος, πράγμα που υποδεικνύεται από το γεγονός ότι, ακόμη και για ένα σύστημα με 8 πολιτικές ελέγχου και 3 κόστη λειτουργίας, απαιτούνται 75 νευρώνες. Ως εκ τούτου, για τις μεγαλύτερες και ρεαλιστικότερες περιπτώσεις τα μεγέθη των δικτύων είναι υπερβολικά. Η ακρίβεια σε ποσοστό 42% στο μοντέλο *BP* φανερώνει ότι το δίκτυο ψάχνει τη γενικότητα μεταξύ των εισόδων και των εξόδων, αλλά είναι ανίκανο να τη βρει.

Οι Liang et al. (1992), ανέπτυξαν ένα ολοκληρωμένο σύστημα για το προγραμματισμό εργασιών σε πραγματικό χρόνο. Το σύστημά τους αποτελείται από τρία συστατικά. Αρχικά, χρησιμοποιείται προσομοίωση για να συλλέξει τις αποφάσεις των ειδικών. Κατόπιν τα δεδομένα βελτιστοποιούνται χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο απόφασης ημι-markov για να αφαιρεθούν τυχόν πλεονασμοί και σφάλματα στα δεδομένα. Τέλος, τα βελτιστοποιημένα δεδομένα χρησιμοποιούνται για να χτίσουν ένα ΤΝΔ, βασισμένο στο έμπειρο σύστημα. Το υπό εξέταση ΤΝΔ ήταν ένα απλό δίκτυο *BP* με κατάλληλο καθορισμό των παραμέτρων. Το προκύπτον σύστημα εφαρμόστηκε σε μια διαδικασία παραγωγής πινάκων κυκλωμάτων με ένα ρομπότ που εξυπηρετεί πέντε σταθμούς. Το προτεινόμενο σύστημα αξιολογήθηκε επίσης σε αντιπαράθεση με τον ανθρώπινο εμπειρογνώμονα και το ΤΝΔ ξεχωριστά, παρουσιάζοντας καλύτερα αποτελέσματα από δύο επιμέρους μονάδες.

Σε μια άλλη μελέτη, οι Sabuncuoglu και Hommertzhaim (1992), χρησιμοποίησαν τα δίκτυα *BP* για να βρουν τη σχέση μεταξύ των δεδομένων του προβλήματος (δηλ. χρόνοι επεξεργασίας, προθεσμίες παράδοσης εργασιών, κ.λ.π.) και μερικές από τις ιδιότητες των βέλτιστων λύσεων (ή των προγραμμάτων). Τα πειράματά τους, με διάφορα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών σε μια μηχανή έδειξαν ότι τα δίκτυα *BP* μπορούν να

εκπαιδευτούν να λύνουν το κοινό πρόβλημα καθυστερημένων εργασιών με κριτήριο τη συνολική καθυστέρηση και το πρόβλημα του συνολικού χρόνου ροής. Στην περίπτωση n διαφορετικών προθεσμιών (due-dates), που αντιστοιχεί στο αρχικό πρόβλημα καθυστέρησης (tardiness), το δίκτυο παρήγαγε περιστασιακά υπο-βέλτιστες λύσεις. Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων, εντούτοις, αυτά τα προβλήματα προστέθηκαν στο δείγμα εκπαίδευσης για να ενισχύσουν την απόδοση του δικτύου. Αναφέρθηκε, επίσης σε αυτήν την μελέτη, ότι η απόδοση του δικτύου εξαρτάται αυστηρά από το μέγεθος του προβλήματος και από το δείγμα των προβλημάτων εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, όταν το δίκτυο εκτέθηκε σε άγνωστα προβλήματα μεγαλύτερου μεγέθους, η απόδοσή του επιδεινώθηκε. Αυτό δείχνει ότι η ικανότητα εξαγωγής συμπερασμάτων (extrapolation) των δικτύων BP δεν είναι τόσο καλή όσο η ικανότητα παρεμβολής (interpolation) τους. Μια παρόμοια μέθοδος έχει υιοθετηθεί από τους Hayes και Sayegh (1982) οι οποίοι έλυσαν το πρόβλημα καταστημάτων ροής δύο μηχανών με το κριτήριο του συνολικού χρόνου ροής.

Οι Potvin et al. (1992), χρησιμοποιούν ένα νευρωνικό δίκτυο προς τα πίσω διάδοσης των σφαλμάτων 8-8-1 (8 είσοδοι, 8 ενδιάμεσοι νευρώνες και 1 έξοδος) για ένα δυναμικό πρόβλημα αποστολής οχημάτων (π.χ. ασθενοφόρα, παράδοση δεμάτων και ταξί) όπου μετά από 40.000 επαναλήψεις το νευρωνικό δίκτυο έχει την ίδια απόκριση με τον εμπειρογνώμονα για το 89% των παραδειγμάτων εκπαίδευσης και για το 78% των παραδειγμάτων δοκιμής. Εντούτοις, μιας και το μοντέλο εκπαιδεύεται μόνο από την προοπτική ενός εμπειρογνώμονα, καμία εγγύηση βελτιστότητας δεν παρέχεται και ο χρόνος σύγκλισης ακόμη και με τη χρήση ενός H/Y τελευταίας τεχνολογίας (SPARC) φαίνεται υπερβολικός.

Σε μια επόμενη μελέτη, οι Rabello et al. (1993), πρότειναν ένα άλλο υβριδικό σύστημα στο οποίο χρησιμοποιείται ένα δίκτυο BP για να επιλέξει ένα υποσύνολο κανόνων ταξινόμησης για τα κριτήρια της μέγιστης καθυστέρησης και του μέσου χρόνου ροής. Σύμφωνα με αυτήν την προσέγγιση, τα προγράμματα που υπαγορεύονται από αυτούς τους κανόνες χρησιμοποιούνται ως στοιχεία του αρχικού πληθυσμού για έναν γενετικό αλγόριθμο αναζήτησης.

Οι Kim και Lee (1993), συνδύασαν έναν ευρετικό κανόνα, τον κανόνα Κόστος Προφανούς Αργοπορίας (Apparent Tardiness Cost ή ATC), με ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για να επιλύσουν προβλήματα προγραμματισμού εργασιών σε μια μηχανή. Σε αυτήν την υβριδική προσέγγιση, ένα back-propagation δίκτυο εκπαιδεύεται για να καθορίσει τις κατάλληλες τιμές της παραμέτρου “πρόβλεψης” του κανόνα ATC. Τα αποτελέσματα των υπολογιστικών δοκιμών με βάση 4500 τυχαία προβλήματα έδειξαν ότι αυτή η υβριδική μέθοδος βελτιώνει την απόδοση του συστήματος όσον αφορά τις προθεσμίες σημαντικά (π.χ.

2-14% κατά μέσο όρο) σε σύγκριση με τον κανόνα ATC με την εκ των προτέρων σταθερή παράμετρο.

Ομοίως, ο Pierreval (1993), ανέπτυξε ένα δίκτυο BP για να επιλέξει τον πιο κατάλληλο ευρετικό αλγόριθμο εξετάζοντας τη διαμόρφωση της γραμμής παραγωγής, τα χαρακτηριστικά του προγράμματος παραγωγής και τα κριτήρια απόδοσης που βελτιστοποιούνται. Ο ερευνητής εξέτασε την απόδοση του δικτύου χρησιμοποιώντας απλουστευμένα προβλήματα καταστημάτων ροής (flow shop). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το δίκτυο BP είναι σε θέση να ανακαλύπτει τους καλύτερους κανόνες στο 94% των περιπτώσεων.

Ο Cedimoglu (1993), εφαρμόζει μια προσέγγιση νευρωνικών δικτύων *BEP* έτσι ώστε να παράγει καλύτερες ακολουθίες εργασιών που υποβάλλονται σε επεξεργασία και τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι το νευρωνικό μοντέλο αποδίδει καλύτερα από διάφορους dispatch κανόνες για διάφορα κριτήρια. Εντούτοις, μόνο τα μικρότερα και απλούστερα προβλήματα εξετάζονται δεν υπάρχει καμία εγγύηση βέλτιστης λύσης, το μοντέλο ενεργεί ως σύστημα ανάκτησης προγραμμάτων παράγοντας ένα πρόγραμμα για ένα δεδομένο σύνολο παραμέτρων εισόδου και κατά συνέπεια όταν παρουσιάζονται νέα παραδείγματα το μοντέλο δυσκολεύεται, δεν υπάρχει μεγάλη απόκλιση των δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής και διαπιστώθηκε ότι τα δεδομένα δοκιμής περιέχουν επίσης και παραδείγματα εκπαίδευσης.

Οι Keymeulen και De Gerlache (1993), προτείνουν ένα διπλό νευρωνικό δίκτυο για τον επανα-προγραμματισμό ενός πληρώματος αερογραμμών που εκπαιδεύεται από την κρίση ενός εμπειρογνώμονα. Δύο πειράματα εκτελούνται και τα μέσα σφάλματα έχουν βρεθεί για να είναι περίπου 0,14 και 0,1, αντίστοιχα. Εντούτοις το μέγεθος του δικτύου δεν διευκρινίζεται και υπάρχει αμφιβολία για την βελτιστότητα των δεδομένων εκπαίδευσης δεδομένου ότι προέρχονται από έναν εμπειρογνώμονα, γεγονός που υποδηλώνει ότι προκαταλήψεις, ανθρώπινα λάθη και ασυνέπειες μπορεί να έχουν εισαχθεί στο μοντέλο. Για τα παραδείγματα δοκιμής, που δεν είναι παρόμοια με τα παραδείγματα εκπαίδευσης δεν επιτυγχάνεται σύγκλιση, φανερώνοντας κατά συνέπεια μια ανεπάρκεια στην ικανότητα του συστήματος να εξετάσει γενικότερα προβλήματα.

Σε μια άλλη μελέτη, οι Gho και Wysk (1994) ανέπτυξαν ένα προσαρμοστικό σύστημα προγραμματισμού εργασιών για τον ευφυή έλεγχο σταθμών εργασίας (workstation). Στο σύστημα αυτό, χρησιμοποιείται ένα back-propagation δίκτυο για να παραχθούν διάφορες στρατηγικές ταξινόμησης εξαρτημάτων (εργασιών), που βασίζονται στη κατάσταση του σταθμού εργασίας και στα χαρακτηριστικά του συστήματος (δηλ. πολυπλοκότητα δρομολόγησης, συμφόρηση συστημάτων, παράγοντας καθυστερημένων εργασιών,

κατάσταση ουρών αναμονής, κ.λ.π.). Αυτό το νευρωνικό δίκτυο, εκπαιδεύτηκε με off-line τρόπο με τη χρήση υποδειγμάτων που επιλέχθηκαν από τη βιβλιογραφία. Αργότερα, το δίκτυο εφαρμόστηκε on-line για τη λήψη αποφάσεων προγραμματισμού σε πραγματικό χρόνο στη γραμμή παραγωγής. Οι εκτενείς υπολογιστικές δοκιμές με αυτό το σύστημα έδειξαν ότι το δίκτυο BP είναι αρκετά αποτελεσματικό στον προσδιορισμό της καλύτερης στρατηγικής ταξινόμησης εργασιών (δηλ. κανόνα προγραμματισμού). Οι ερευνητές επίσης κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι μερικά χαρακτηριστικά των ΤΝΔ, όπως ο γρήγορος χρόνος απόκρισης, η δυνατότητα απόκρισης σε θορυβώδη (ή ελλιπή) δεδομένα καθιστούν τα δίκτυα BP κατάλληλα για τις εφαρμογές βιομηχανικών συστημάτων πραγματικού χρόνου.

Οι Sim et al. (1994) υποστηρίζουν ότι τα έμπειρα συστήματα δεν είναι ικανά να παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα, καθώς ενεργούν βασικά ως απλοί πίνακες απόφασης. Ένα μοντέλο προσομοίωσης, που βασίζεται σε ένα υβριδικό ANN και σε ένα έμπειρο σύστημα (NNSS), προτείνεται για να λύσει ένα δυναμικό πρόβλημα $\Pi_{n \times m}$ και να υπερνικήσει το παραπάνω πρόβλημα. Δέκα έξι νευρωνικά δίκτυα BP 14-14-1, ενσωματώνονται σε ένα έμπειρο σύστημα. Κάθε ένα από τα υπο-δίκτυα αντιστοιχεί σε ένα περιβάλλον ενεργοποίησης. Το επικρατέστερο περιβάλλον, που καθορίζεται από το έμπειρο σύστημα, με τη βοήθεια δέκα παραγόντων προγραμματισμού, υπαγορεύει πιο εκ των 16 δικτύων αρχικοποιείται. Κάθε νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται από τους παράγοντες προγραμματισμού για να αναγνωρίζει τη μεμονωμένη συνεισφορά διαφόρων ευρετικών στο περιβάλλον ενεργοποίησης κάτω από τους περιορισμούς της μέσης βραδύτητας και του ποσοστού των καθυστερημένων εργασιών. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι, τα NNSS είναι σε θέση να ταιριάζουν με την καλύτερη απόδοση κάθε ένα από τους διάφορους κανόνες ταξινόμησης και ένα έμπειρο σύστημα σύνθετων κανόνων, για 10 παρτίδες 5000 εργασιών.

Εντούτοις, η μέθοδος μπορεί να είναι υπολογιστικά απαιτητική λόγω του χρόνου που απαιτείται για να εκπαιδευτούν 16 δίκτυα BP και του χρόνου προσομοίωσης των παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Εξετάζεται μόνο ένα μικρό πρόβλημα με εννέα μηχανές και δεν υπάρχει κανένα δεδομένο που να φανερώνει, εάν οι βέλτιστες λύσεις σε αυτά τα δύο κριτήρια επιτυγχάνονται. Λαμβάνοντας υπόψη ένα σύνολο παραγόντων προγραμματισμού, το νευρωνικό δίκτυο υπολογίζει μια ομαλοποιημένη τιμή από την οποία το έμπειρο σύστημα στη συνέχεια καθορίζει εάν η εργασία πρέπει να υποβληθεί σε επεξεργασία, ως εκ τούτου καμία βελτιστοποίηση δεν εκτελείται από το μοντέλο BP και δεν υπάρχει καμία αναφορά της απόκλισης των δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής.

Οι Philipoom et al. (1994), παρουσίασαν μια άλλη εφαρμογή νευρωνικών δικτύων για να οριστούν οι προθεσμίες για τον προγραμματισμό εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών. Η

προτεινόμενη back-propagation προσέγγιση συγκρίθηκε με άλλα μοντέλα παλινδρόμησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το νευρωνικό δίκτυο ξεπέρασε τα άλλα μη γραμμικά μοντέλα όσον αφορά τα κριτήρια της μέσης απόλυτης απόκλισης και της διασποράς της καθυστέρησης. Στην πιο πρόσφατη μελέτη τους, οι Philipoom et al. (1997), έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι στην πραγματικότητα στατιστικά καλύτερα από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις για μια ευρεία ποικιλία συναρτήσεων κόστους.

Οι Kim et al. (1995) προτείνουν το συνδυασμό του μοντέλου προς-τα-πίσω διάδοσης των σφαλμάτων με τον κανόνα του προφανούς κόστους βραδύτητας (*ATC* – Vepsalainen και Morton, 1987). Εδώ 90 δείγματα, κάθε ένα από τα οποία περιέχει 10 σύνολα δεδομένων, χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου 3-5-1. Όταν ο χρόνος προετοιμασίας θεωρείται μια χωριστή οντότητα, τότε χρησιμοποιείται ένα δίκτυο 4-2-5-2 με κριτήριο τον κανόνα του προφανούς κόστους βραδύτητας και προετοιμασίας (*ATCS* – Lee et al. 1992), έτσι ώστε να προγραμματιστούν οι εργασίες. Σε αυτήν την περίπτωση χρησιμοποιούνται 2250 δείγματα, κάθε ένα με 10 σύνολα δεδομένων, για την εκπαίδευση του δικτύου. Διαπιστώνεται ότι το σύστημα είναι σε θέση να εξετάσει επιτυχώς τα προβλήματα από το σύνολο εκπαίδευσης καθώς επίσης και έξω από αυτό.

Στις περισσότερες από τις μελέτες που συνοψίστηκαν ανωτέρω, υιοθετήθηκαν μοντέλα προσομοίωσης διακριτών γεγονότων για δυναμικά καταστήματα εργασιών, έτσι ώστε να παραχθούν τα απαραίτητα σύνολα δεδομένων για τα δίκτυα *BP*. Επίσης, μπορούμε να παρατηρήσουμε, ότι τα δίκτυα *BP*, χρησιμοποιήθηκαν κυρίως για την επιλογή των κατάλληλων κανόνων προγραμματισμού εργασιών και την εύρεση των βαρών των κανόνων προγραμματισμού εργασιών ή των κριτηρίων λήψης απόφασης παρά για την παραγωγή κανόνων άμεσα από το δίκτυο.

5.3.2 Η εφαρμογή ενός τροποποιημένου μοντέλου *BP* στο πρόβλημα $\Pi_{n \times m}$

Οι Jain και Meran (1998β), εφαρμόζουν μια τροποποιημένη αρχιτεκτονική *BP*, η οποία ενσωματώνει την παραδοσιακή προς-τα-εμπρός και προς-τα-πίσω διάδοση των δεδομένων, με πρόσθετα χαρακτηριστικά, όπως μια παράμετρο ορμής (momentum), η , μια παράμετρο αλλαγής κατεύθυνσης (jogging), β και μια παράμετρο ρυθμού εκμάθησης (learning rate), α . Οι παράμετροι αυτές διαφοροποιούν τις τιμές των βαρών, w , μεταξύ των νευρώνων οδηγώντας τη σύγκλιση του δικτύου μακριά από τοπικά ελάχιστα, βελτιώνοντας έτσι τις πιθανότητες αποτελεσματικής επίλυσης του $\Pi_{n \times m}$. Ο ρυθμός εκμάθησης καθορίζει το μέγεθος της αλλαγής των τιμών των βαρών στις συνδέσεις και απεικονίζει συνήθως το ποσοστό εκμάθησης του δικτύου. Υψηλές τιμές του α , μπορούν να οδηγήσουν στην αστάθεια του δικτύου και σε μη

αποτελεσματική εκπαίδευση, ενώ, αντίθετα, χαμηλές τιμές του α οδηγούν σε πολύ αργή εκπαίδευση. Η παράμετρος της ροπής προσθέτει ένα μέρος της μεταβολής του βάρους στο επόμενο, έτσι ώστε να αποτραπούν τυχόν παλινδρομήσεις κατά την εκπαίδευση, Rabelo και Alptekin (1990a). Ο παράγων αυτός βοηθά στην ευκολότερη και γρηγορότερη σύγκλιση του δικτύου, Lippmann (1987).

Παρόλο που η παραπάνω αρχιτεκτονική είναι ικανή να επιλύσει προβλήματα προγραμματισμού $\Pi_{n \times m}$ που κυμαίνονται από 4×6 έως 30×10 , οι συγγραφείς παρουσιάζουν ένα πρόβλημα που αποτελείται από 6 εργασίες και 5 μηχανές για την καλύτερη κατανόηση της μεθόδου. Είναι κατατοπιστικό το γεγονός ότι στο παράδειγμα 6×5 υπάρχουν 1.9×10^{14} διαφορετικά προγράμματα ως πιθανές λύσεις, σε σχέση με τα 14,000 στο παράδειγμα 4×3 . Ο κανόνας ταξινόμησης που χρησιμοποιείται είναι ο *SPT* (Shortest Processing Time, Smith 1956), ενώ το νευρωνικό δίκτυο δύο στρωμάτων αποτελείται από 12 εισόδους, για να κωδικοποιηθούν οι χρόνοι επεξεργασίας και οι ακολουθίες επεξεργασίας των 6 εργασιών και 5 εξόδους, για να συμπεριληφθούν οι ακολουθίες των εργασιών που πρέπει να επεξεργαστεί η κάθε μηχανή.

Τα σύμβολα που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν αυτό τον αλγόριθμο είναι: t το διάνυσμα εισόδου, X η επιθυμητή έξοδος, Q είναι η πραγματική έξοδος, V είναι η τιμή του νευρώνα, A , B , και Z είναι το στρώμα εισόδου, το κρυμμένο στρώμα, και το στρώμα εξόδου αντίστοιχα, Ψ είναι το σφάλμα ή η διαφορά της επιθυμητής από την πραγματική έξοδο, w είναι το βάρος, Δw είναι η μεταβολή στο βάρος και θ είναι η τιμή πόλωσης (bias), ή το “κατώφλι” ενεργοποίησης.

Εκτός από τις παραμέτρους εκμάθησης και ροπής, η επιλογή των βαρών επηρεάζει επίσης τη σύγκλιση του δικτύου και το γεγονός ενός τοπικού ή ολικού βέλτιστου στη συνάρτηση σφάλματος E . Με απλά λόγια, η i -οστή τιμή του βάρους μεταξύ των στρωμάτων A και B δίνεται από την $w_{AB}^i = w_{AB}^{i-1} + \Delta w_{AB}^i$, όπου $i = 1, 2, \dots, n$. Δw_{AB}^i είναι η i -οστή μεταβολή του βάρους μεταξύ αυτών των διπλανών στρωμάτων. $A, B \in R$, όπου R είναι το σύνολο όλων των στρωμάτων στο δίκτυο. Ακόμα:

$$w_{AB}^i = \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^L w_{a_p b_q}^i \quad \text{και} \quad \Delta w_{AB}^i = \sum_{p=1}^K \sum_{q=1}^L \delta w_{a_p b_q}^i$$

$A = \{a_1, a_2, \dots, a_K\}$ και $B = \{b_1, b_2, \dots, b_L\}$, $w_{a_p b_q}^i$ είναι η i -οστή τιμή του βάρους σύνδεσης που κατευθύνεται από τον νευρώνα p του στρώματος A , στον νευρώνα q του στρώματος B και

$\delta w_{a_p b_q}^i$ είναι η i -οστή μεταβολή του βάρους μεταξύ του p -οστού νευρώνα στο στρώμα A και του q -οστού νευρώνα στο στρώμα B . Τέλος:

$$w_{NET}^i = \sum_{J=1-Z}^{Y-Z} w_J^i \quad \text{και} \quad \Delta w_{NET}^i = \sum_{J=1-Z}^{Y-Z} \delta w_J^i$$

όπου w_{NET}^i είναι η i -οστή τιμή βάρους σε όλο το δίκτυο και είναι ίση με το άθροισμα της i -οστής τιμής βάρους μεταξύ κάθε δύο διαδοχικών στρωμάτων και $J = \{1-2, 2-3, \dots, Y-Z\}$, είναι το σύνολο όλων των διαδοχικών στρωμάτων στο δίκτυο. Στο παραδοσιακό μοντέλο BP , η ρύθμιση των βαρών όλων των νευρώνων μεταξύ δυο διαδοχικών στρωμάτων, έχει στόχο την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος. Παρόλα αυτά, υπάρχει πάντα η περίπτωση, η n -οστή επανάληψη να δώσει τα ίδια αποτελέσματα όπως και η i -οστή. Στην περίπτωση αυτή τα βάρη παλινδρομούν, ανίκανα να συγκλίνουν. Το σφάλμα δεν μπορεί να μειωθεί περαιτέρω και παραμένει εγκλωβισμένο στο τοπικό ελάχιστο, E^{L*} . Για να αποφευχθεί η σύγκλιση στην τιμή E^{L*} , το τροποποιημένο μοντέλο BP εφαρμόζει ένα μηχανισμό 'jogging' στο δίκτυο.

Το 'jogging' αποτελεί μια τυχαία μεταβολή των τιμών των βαρών, για την ανεύρεση ενός εναλλακτικού 'μονοπατιού' προς την επιθυμητή έξοδο. Οι ποσότητες w^J και β , εκφράζουν το βάρος αλλαγής κατεύθυνσης (jogged weight) και το τυχαία αρχικοποιημένο παράγοντα jogging, αντίστοιχα. Καθώς η ποσότητα w_{AB}^{n-1} συγκλίνει στην τιμή E^{L*} η παράμετρος β αρχικοποιείται για να ενθαρρύνει τις τιμές των βαρών να προσεγγίσουν την ποσότητα E^* , επομένως $w_{AB}^J = \beta w_{AB}^{n-1}$. Η μεθοδολογία αυτή επιτρέπει την γρηγορότερη σύγκλιση προς μια λύση που είναι πιθανότερα ολικό βέλτιστο. Εκτός από το jogging, γρηγορότερη και πιο βελτιωμένη σύγκλιση μπορεί να επιτευχθεί με την προσθήκη περισσότερων νευρώνων στο κρυμμένο στρώμα.

Η πιθανότητα επίλυσης ενός προβλήματος $\Pi_{n \times m}$ με τη βοήθεια ενός BP , μπορεί να βελτιωθεί δραματικά με την κατάλληλη αναπαράσταση των δεδομένων εισόδου του δικτύου, οπότε η επιλογή της δομής των δεδομένων εισόδου είναι ζωτικής σημασίας. Μια δομή εισόδων, πρέπει να επιλεγεί κατά τέτοιο τρόπο, ώστε ο αριθμός των εισόδων να αυξάνεται γραμμικά με το μέγεθος του προβλήματος. Η στιβαρότητα είναι επίσης ένας ακόμα σημαντικός παράγοντας, το μοντέλο πρέπει να έχει τη δυνατότητα επεξεργασίας ακατέργαστων δεδομένων εισόδου και εξόδου χωρίς να απαιτείται επιπλέον επεξεργασία.

Απαιτείται μια ισορροπία ανάμεσα σε μια λιτή μοντελοποίηση του προβλήματος και της διατήρησης της συνοχής του. Η πρόταση των ερευνητών είναι η χρήση $2n$ νευρώνων εισόδου για μικρού μεγέθους προβλήματα, που αντιστοιχούν στους χρόνους επεξεργασίας

των εργασιών (n νευρώνες) και στη σειρά προτεραιότητας των εργασιών στις μηχανές (n νευρώνες). Λόγω της μειωμένης διάστασης του προβλήματος, είναι δυνατόν, όλοι οι χρόνοι επεξεργασίας του απαιτούνται από την διεργασία J_i , να εκφραστούν από μια μόνο είσοδο στο νευρώνα i , όπου ο νευρώνας $(i + 1)$ δηλώνει την σειρά προτεραιότητας της J_i . Παρόλα αυτά, για μεγαλύτερου μεγέθους προβλήματα, έτσι ώστε να διατηρηθεί η σωστή αναπαράσταση του προβλήματος, οι χρόνοι επεξεργασίας μιας εργασίας δεν μπορούν να ομαδοποιηθούν και απαιτείται μια μοντελοποίηση $2mn$, όπου οι είσοδοι των πρώτων n νευρώνων αναπαριστούν τους χρόνους επεξεργασίας της εργασίας J_1 σε όλες τις μηχανές (nm νευρώνες), ενώ οι είσοδοι στους επόμενους n νευρώνες δείχνουν την σειρά προτεραιότητας των μηχανών που θα επεξεργαστούν την J_1 . Αυτή η μοντελοποίηση συνεχίζεται για όλες τις εργασίες και τα δεδομένα λαμβάνονται απευθείας από το κατάστημα εργασιών.

Μια ακόμη κρίσιμη απόφαση αφορά στην επιλογή της δομής των δεδομένων εξόδου. Η απόκριση του δικτύου θα πρέπει να εκφράζει το βέλτιστο πρόγραμμα (ακολουθία εργασιών σε κάθε μηχανή). Για μικρού μεγέθους προβλήματα χρησιμοποιούνται n έξοδοι, όπου κάθε νευρώνας εξόδου αντιστοιχεί στην ακολουθία εργασιών σε μια μηχανή. Παρόλα αυτά, για μεγαλύτερου μεγέθους προβλήματα, υιοθετείται μια αναπαράσταση mn νευρώνων εξόδου, n διαφορετικών ακολουθιών για κάθε μηχανή. Οι έξοδοι και από τις δύο μοντελοποιήσεις μπορούν να εφαρμοστούν απευθείας στο κατάστημα εργασιών.

Η τελική απόφαση αφορά την επιλογή του αριθμού των κρυμμένων στρωμάτων και των κρυμμένων νευρώνων. Ο Pomerleau (1993), διεξήγαγε πειράματα χρησιμοποιώντας 1, 2 ή 3 κρυμμένα στρώματα νευρώνων με αριθμό νευρώνων που κυμαινόταν από 0 έως 70 σε μερικώς ή πλήρως συνδεδεμένες δομές. Κατέληξε, ότι θα πρέπει να υπάρχει μόνο ένα πλήρως διασυνδεδεμένο κρυμμένο στρώμα που να περιέχει το μικρότερο δυνατό αριθμό νευρώνων. Επιπλέον, ο Kolmogorov (1957), απέδειξε με το θεώρημά του ότι οποιοδήποτε πρόβλημα μπορεί να αναπαρασταθεί με δύο κρυμμένα στρώματα. Τα δίκτυα με επιπλέον κρυμμένα στρώματα απαιτούν σημαντικά μεγαλύτερους χρόνους εκπαίδευσης.

5.3.2.1 Ένα σύστημα προγραμματισμού εργασιών που βασίζεται στο τροποποιημένο μοντέλο BP

Στην παράγραφο αυτή, περιγράφεται ένα σύστημα, το οποίο επιλύει με επιτυχία διάφορα μεγέθη του προβλήματος $\Pi_{n \times m}$, από 4×3 έως 30×10 . Για την καλύτερη κατανόηση της μεθόδου, παρουσιάζεται πρώτα λεπτομερώς ένα μικρότερου μεγέθους πρόβλημα που αποτελείται από 6 εργασίες και 5 μηχανές και στη συνέχεια παρατίθενται τα αποτελέσματα για το πρόβλημα 30×10 .

5.3.2.2 Το πρόβλημα 6×5

Ο συμβολισμός που χρησιμοποιείται για την περιγραφή των υποδειγμάτων ανήκει στους Conway et al. (1967), όπου το πρόβλημα $\Pi_{n \times m}$ περιγράφεται ως $A/B/C/D$. A είναι ο αριθμός των εργασιών, B είναι ο αριθμός των μηχανών, C είναι το μοντέλο ροής στο κατάστημα εργασιών και D είναι το μέτρο απόδοσης, βάσει του οποίου αξιολογείται το κάθε πρόγραμμα. Σύμφωνα με τα παραπάνω, η αναπαράσταση του συγκεκριμένου υποδείγματος είναι $6/5/J/C_{max}$, όπου το μέτρο απόδοσης C_{max} στοχεύει στην ελαχιστοποίηση του συνολικού χρόνου επεξεργασίας όλων των εργασιών (makespan).

Παρόλο που η διάσταση του προβλήματος δεν είναι μεγάλη, λόγω της εκρηκτικής αύξησης της διάστασης του προβλήματος με τον αριθμό των εργασιών και των μηχανών, υπάρχουν περισσότερα από 1.9×10^{14} διαφορετικά πιθανά προγράμματα, σε σύγκριση με τα μόλις 14.000 σε ένα υπόδειγμα 4×3 . Παρόλα αυτά, οι μηχανικοί παραγωγής αντιμετωπίζουν προβλήματα με χιλιάδες διαφορετικά εξαρτήματα και εκατοντάδες μηχανές, γεγονός που δηλώνει τις δυσκολίες που πρέπει να αντιπαραέλθουν. Ο πίνακας 5.3.1 καθορίζει τα χαρακτηριστικά του προβλήματος, ενώ η γραφική λύση του προβλήματος με τη μορφή ενός διαγράμματος Gantt δίνεται στον πίνακα 5.3.2, όπου το σύμβολο “\”, φανερώνει ότι η μηχανή είναι αδρανής, αναμένοντας μια νέα εργασία. Ο κανόνας SPT (μικρότερος χρόνος επεξεργασίας) του Smith (1956), χρησιμοποιείται για να προγραμματιστούν οι εργασίες και ο κανόνας FIFO (first in first served) των Rowe και Jackson (1956), χρησιμοποιείται σε περίπτωση που πάνω από μια εργασία περιμένει να επεξεργαστεί στην ίδια μηχανή.

Πίνακας 5.3.1: Αριθμητικά δεδομένα για το πρόβλημα 6×5 .

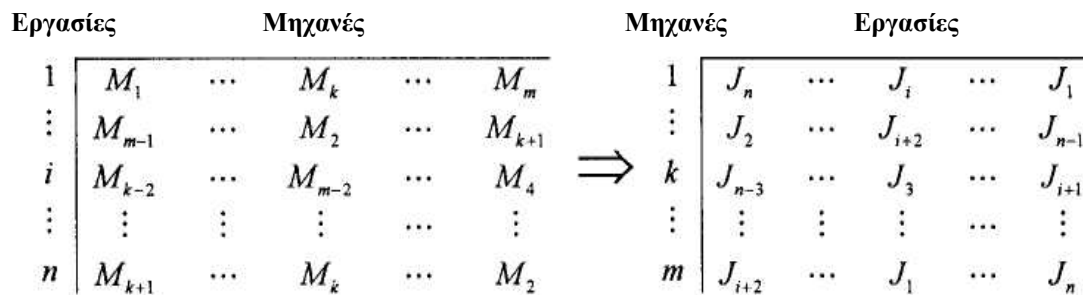
Εργασία	Ακολουθίες μηχανών και (χρόνοι επεξεργασίας)				
1	A(1),	B(3),	C(2),	D(4),	E(2)
2	B(3),	C(1),	A(4),	D(2),	E(2)
3	E(4),	D(3),	A(1),	C(2),	B(1)
4	B(2),	E(4),	C(3),	D(1),	A(3)
5	D(5),	A(2),	E(1),	B(3),	C(4)
6	C(1),	E(4),	B(2),	A(5),	D(1)

Πίνακας 5.3.2: Λύση του προβλήματος 6×5 σε ένα διάγραμμα Gantt, με τη χρήση των κανόνων SPT και FIFO

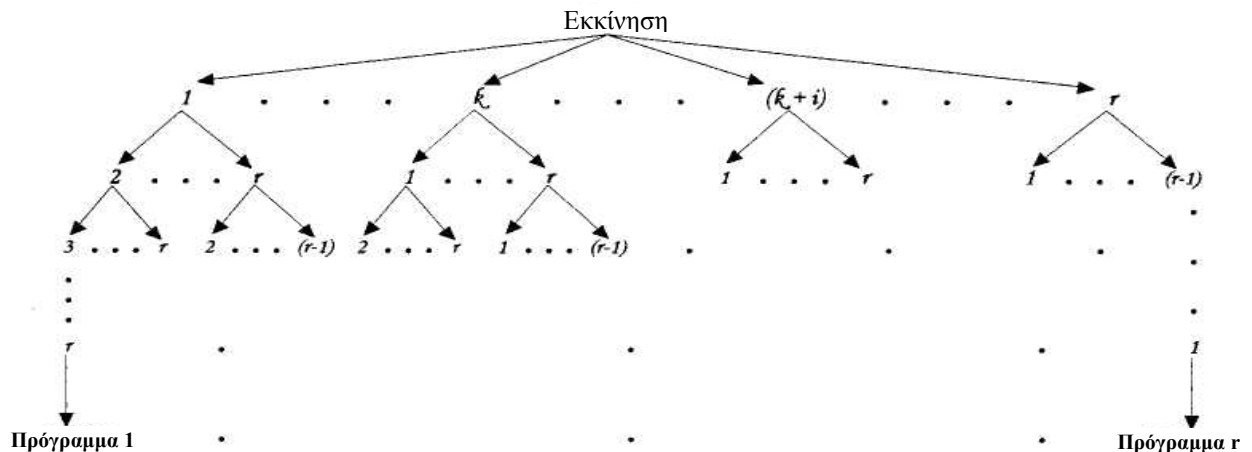
Χρόνος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
A	1	\	\	\	\	5	5	2	2	2	2	3	6	6	6	6	6	4	4	4	4
B	4	4	2	2	2	1	1	1	6	6	5	5	\	3	4	4	4	5	5	5	5
C	6	\	\	\	\	2	\	\	1	1	\	\	3	3	4	4	4	5	5	5	5
D	5	5	5	5	5	3	3	3	\	\	1	1	1	1	\	2	2	4	6	\	\
E	3	3	3	3	6	6	6	6	5	4	4	4	4	2	2	1	1	\	\	\	\

Επίσης για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιείται ένα ΤΝΔ δύο στρωμάτων που αποτελείται από 12 νευρώνες εισόδου, οι οποίοι εκφράζουν τους χρόνους επεξεργασίας και τις προτεραιότητες των 6 εργασιών, και 5 νευρώνες εξόδου, οι οποίοι αντιστοιχούν στις ακολουθίες των εργασιών σε κάθε μηχανή. Η διαδικασία εκμάθησης στο δίκτυο μπορεί να προσομοιωθεί με ένα πίνακα μετασχηματισμών, ο οποίος μετατρέπει ένα πίνακα ακολουθίας μηχανών σε ένα πίνακα ακολουθίας εργασιών (σχήμα 5.3.2).

Ο στόχος στο συγκεκριμένο πρόβλημα είναι να βρεθεί μια συνεπυγμένη μορφή δεδομένων που θα τροφοδοτούν τον μειωμένο αριθμό των εισόδων και εξόδων, ενώ παράλληλα να διατηρηθεί η συνοχή του προβλήματος, έτσι ώστε το ΤΝΔ να καταφέρει να βρει μια ρεαλιστική συσχέτιση ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και εξόδου. Ακόμα, θα πρέπει να καταστεί δυνατή η τροφοδότηση των χρόνων επεξεργασίας, όπως έχουν, στο ΤΝΔ. Τέλος, θα πρέπει να βρεθεί μια απλή κωδικοποίηση για την ακολουθία μηχανών. Εδώ, προτιμήθηκε η έννοια της διακλάδωσης (σχήμα 5.3.3), όπου κάθε ακολουθία συσχετίζεται με ένα από τα κλαδιά και στη συνέχεια σε κάθε κλαδί δίνεται ένας αύξων αριθμός.



Σχήμα 5.3.2: Μετατροπή των ακολουθιών μηχανών σε ακολουθίες εργασιών – αναπαράσταση πινάκων



Σχήμα 5.3.3: Αναπαράσταση όλων των δυνατών προγραμμάτων με την μέθοδο της διακλάδωσης

Ο πίνακας 5.5.3 δείχνει τα δεδομένα εκπαίδευσης που αποκτήθηκαν από τη λύση του προβλήματος που καθορίζεται στον πίνακα 5.3.1. Στον πίνακα 5.3.3, η πρώτη είσοδος '13242' αντιστοιχεί στους χρόνους επεξεργασίας των της εργασίας 1 στις μηχανές 1 έως 5, ενώ η δεύτερη είσοδος '1' αντιστοιχεί στην σειρά προτεραιότητας της εργασίας 1, 'ABCDE'. Αν η τιμή ήταν το '2', τότε η αντίστοιχη προτεραιότητα θα ήταν 'ABCED', ενώ η τιμή '120' (ο αριθμός όλων των δυνατών προτεραιοτήτων, δηλ. $m!$) αντιστοιχεί στην προτεραιότητα 'EDCBA'. Η κωδικοποίηση αυτή απαιτεί μόνον $2n$ εισόδους.

Πίνακας 5.3.3: Δεδομένα εκπαίδευσης για το πρόβλημα 6×5

Αριθμός υποδείγματος	1
Είσοδος	13242 1 31422 32 43121 116 24313 46 52134 77 14521 69
Έξοδος	74 390 625 529 360

Κάθε έξοδος του δικτύου αντιστοιχεί στην ακολουθία εργασιών στην κάθε μηχανή. Σύμφωνα με τη μέθοδο της διακλάδωσης η πρώτη έξοδος στον πίνακα 5.3.3, '74', είναι ισοδύναμη με το πρόγραμμα εργασιών $J_1, J_5, J_2, J_3, J_6, J_4$, το οποίο αντιστοιχεί στην πρώτη γραμμή του πίνακα 5.3.2. Η μοντελοποίηση αυτή περιορίζει τον αριθμό των εξόδων μόνο σε n . Ενώ το σύνολο των δυνατών συνδυασμών φτάνει $720 (n!)$. Οι εξοδοί που παράγει το δίκτυο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής του, όταν χρησιμοποιούνται τα δεδομένα εισόδου του πίνακα 5.3.3, φαίνονται στον πίνακα 5.3.4 με ακρίβεια 3 δεκαδικών ψηφίων. Οι τιμές αυτές είναι πολύ κοντά στις επιθυμητές τιμές εξόδων του πίνακα 5.3.3, γεγονός που σημαίνει ότι το δίκτυο μπορεί να σημειώσει πλήρη επιτυχία στη λύση του προβλήματος.

Πίνακας 5.3.4: Έξοδοι που παράγαγε το TND για τα δεδομένα εκπαίδευσης του πίνακα 3

Αριθμός υποδείγματος	1
Έξοδος	7.773 393.925 624.335 529.703 366.396

Η εκπαίδευση του δικτύου εξαρτάται από ένα αριθμό παραγόντων (πίνακας 5.3.5). Πρώτα ορίζεται ένα άνω όριο, ε , στον αριθμό των επαναλήψεων του δικτύου, για την περάτωση της εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση μπορεί να τελειώσει και όταν η διαφορά της εξόδου του δικτύου και της επιθυμητής γίνει μικρότερη από ένα όριο $\bar{\omega}$. Όμως αυτό δεν συμβαίνει πάντα, οπότε ένα τροποποιημένο δίκτυο BP μπορεί να χρησιμοποιήσει επιπλέον παραμέτρους για να βελτιώσει την εκπαίδευση. κ είναι ο βαθμός χρησιμοποίησης των παραμέτρων λ , ν και ρ . Εάν δεν υπάρξει μείωση στο $\bar{\omega}$ ύστερα από λ επαναλήψεις, τότε τα βάρη μεταβάλλονται τυχαία (jogging). Εάν μετά από ν τέτοιες μεταβολές δεν διαπιστωθεί μείωση στο $\bar{\omega}$, τότε εισάγεται ένας νέος νευρώνας

στο κρυμμένο στρώμα. Εφόσον εισαχθούν ρ νευρώνες στο κρυμμένο στρώμα, η εκπαίδευση σταματά. Στον πίνακα 5.3.6 φαίνονται οι τιμές των παραμέτρων όπως καθορίστηκαν μετά την εκπαίδευση του δικτύου.

Πίνακας 5.3.5: Παράμετροι εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν για τα προβλήματα 6×5 και 30×10

Παράμετροι εκπαίδευσης	Περιγραφή του προβλήματος	
	Πρόβλημα 6×5	Πρόβλημα 30×10
Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων (ϵ)	999999	999999
Ροπή εκμάθησης (η)	1	1
Ρυθμός εκμάθησης (α)	0.7	0.7
Μέγιστο σφάλμα εξόδου ($\bar{\omega}$)	0.05	0.007
Συντελεστής jogging (κ)	0.25	0.25
Επαναλήψεις για κάθε ενέργεια jogging (λ)	50	50
Αριθμός εργασιών πριν την εισαγωγή νευρώνων (ν)	10	10
Μέγιστος αριθμός νευρώνων που θα εισαχθούν (ρ)	100	100

Πίνακας 5.3.6: Παράμετροι του δικτύου μετά την επιτυχή περάτωση της εκπαίδευσης

Παράμετροι δικτύου	Περιγραφή του προβλήματος	
	Πρόβλημα 6×5	Πρόβλημα 30×10
Αριθμός επαναλήψεων	25	109
Αριθμός καλών αποτελεσμάτων	1920	75
Αριθμός κακών αποτελεσμάτων	0	0
Ανοχή εκπαίδευσης	0.05	0.02
Μέγεθος δικτύου στην αρχή της εκπαίδευσης	12-4-5	600-16-300
Μέγεθος δικτύου στο τέλος της εκπαίδευσης	12-4-5	600-16-300

Ο μέσος όρος, μ και η τυπική απόκλιση σ , της βέλτιστης ακολουθίας εργασιών που παράγεται από το ΤΝΔ συγκρίνονται με τις αντίστοιχες τιμές των επιθυμητών εξόδων του πίνακα 5.3.3 (πίνακας 5.3.7). Η σύγκριση αυτή γίνεται με τη βοήθεια δύο τύπων στατιστικών τεστ γνωστά ως t -test και F -test, Berenson et al. (1988). Και τα δύο αυτά τεστ χρησιμοποιούν ένα σύνολο υποθέσεων, H_0 και H_1 . Στο t -test, η υπόθεση H_0 γίνεται αποδεκτή εάν δεν υπάρχει σημαντική διαφορά ανάμεσα στις μέσες τιμές των πληθυσμών, αλλιώς γίνεται αποδεκτή η H_1 . Για να γίνει αποδεκτή η H_0 , πρέπει η τιμή t να βρίσκεται μέσα στα όρια της υπόθεσης. Το F -test είναι παρόμοιο με το t -test, με τη διαφορά ότι αποτελεί ένα μέτρο για τη διαφορά των διασπορών των πληθυσμών. Η H_0 γίνεται δεκτή, όταν η τιμή F βρίσκεται μέσα στα καθορισμένα όρια της υπόθεσης, διαφορετικά απορρίπτεται. Τα όρια και των δύο τεστ καθορίζονται σύμφωνα με το μέγεθος των πληθυσμών και μπορούν να βρεθούν από στατιστικούς πίνακες.

Από τον πίνακα 5.3.6 γίνεται φανερό το δίκτυο χρειάστηκε 25 επαναλήψεις σε 1920 καλά υποδείγματα για να επιτύχει την επιθυμητή τιμή $\bar{\omega}$. Η ανοχή εκπαίδευσης είναι ένα μέτρο του σφάλματος όταν η διαδικασία σταματήσει. Εφόσον η εκπαίδευση επιτύχει δεν εισέρχονται επιπλέον νευρώνες στο δίκτυο, οπότε το μέγεθος του δικτύου παραμένει το ίδιο.

Πίνακας 5.3.7: Στατιστική σύγκριση των επιθυμητών εξόδων με τις εξόδους του ΤΝΔ

Πρόβλημα 6×5				Πρόβλημα 30×10			
	Επιθυμητή έξοδος	Έξοδος του δικτύου		Επιθυμητή έξοδος	Έξοδος του δικτύου		
μ	363.2000	364.0200	μ	4.500	4.6281		
σ	186.7377	186.4305	σ	2.8723	2.8856		
	Τιμή t ή F	Όρια υπόθεσης	Αποδεκτή υπόθεση		Τιμή t ή F	Όρια υπόθεσης	Αποδεκτή υπόθεση
Τιμές t -test	-1.2128	± 2.8073	H_0	Τιμές t -test	-2.4038	± 2.5758	H_0
Τιμές F -test	1.1105×10^{-4}	[0 7.88]	H_0	Τιμές F -test	1.4757×10^{-1}	[0 6.63]	H_0

Τα δεδομένα εκπαίδευσης για τα υποδείγματα 6×5 δημιουργούνται με την επίλυση διαφορετικών προβλημάτων του ίδιου μεγέθους με τη χρήση ενός απλού κανόνα ταξινόμησης. Ο πίνακας 5.3.7 δείχνει τις μέσες τιμές και τις διασπορές των αποτελεσμάτων του ΤΝΔ σε σχέση με αυτές των κανόνων ταξινόμησης. Εφόσον οι υποθέσεις H_0 γίνονται αποδεκτές και για τα δύο τεστ, θεωρείται ότι η εκπαίδευση ήταν επιτυχής καθώς οι έξοδοι του δικτύου έχουν τις ίδιες στατιστικές παραμέτρους με τις εξόδους των κανόνων ταξινόμησης.

5.3.2.3 Το πρόβλημα 30×10

Καθώς ο υπολογιστικός φόρτος που απαιτείται από τα μεγάλης διάστασης προβλήματα $\Pi_{n \times m}$ είναι υπερβολικός, η χρήση μιας μεθόδου εξαντλητικής αναζήτησης για τη δημιουργία υποδειγμάτων εκπαίδευσης είναι μη πρακτική. Επομένως, ως υποδείγματα εκπαίδευσης προτιμώνται ήδη επιλυμένα, γνωστά υποδείγματα στη βιβλιογραφία, Lawrence (1984), Adams et al. (1988) και Taillard (1993).

Χρησιμοποιείται ξανά ένα ΤΝΔ τριών στρωμάτων, με 600 νευρώνες εισόδου, 300 για τους χρόνους επεξεργασίας των 30 εργασιών στις 10 μηχανές και 300 για την προτεραιότητα των εργασιών σε κάθε μηχανή. Ενώ οι 300 νευρώνες εξόδου παρέχουν την βέλτιστη ακολουθία των 30 εργασιών σε κάθε μια από τις 10 μηχανές. Το δίκτυο και εδώ μπορεί να θεωρηθεί ως ένας πίνακας μετασχηματισμού της ακολουθίας δρομολόγησης της κάθε εργασίας, σε μια ακολουθία εργασιών σε κάθε μηχανή. Η επιλογή των νευρώνων του κρυμμένου στρώματος έγινε με τυχαίο τρόπο, Pomerleau (1993). Ο πίνακας 5.3.5 περιγράφει τις παραμέτρους του δικτύου που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση, ενώ ο πίνακας 5.3.6 περιγράφει τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης. Ακόμα στον πίνακα 5.3.7 παρουσιάζεται η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων του ΤΝΔ σε σχέση με τις βέλτιστες λύσεις, γνωστές από την βιβλιογραφία. Από τα αποτελέσματα αυτά, η εκπαίδευση θεωρείται επιτυχημένη, εφόσον το δίκτυο συνέκλινε σε μια ανοχή εκπαίδευσης της τάξης του 0.02, δεν υπήρξαν “άσχημα” αποτελέσματα και η υπόθεση H_0 έγινε αποδεκτή και στα δύο στατιστικά τεστ.

5.3.2.4 Ανάλυση του τροποποιημένου δικτύου BP

Όπως έχει ήδη επισημανθεί, η συγκριτική ανάλυση της απόδοσης του δικτύου BP είναι πολύ δύσκολη, λόγω της ελλιπούς βιβλιογραφίας πάνω στην χρήση αυτών των μοντέλων για την επίλυση του $\Pi_{n \times m}$. Οι Vaessens et al. (1996), επισημαίνουν ότι η εφαρμογή των TNA στο $\Pi_{n \times m}$, κυρίως από το πεδίο των δικτύων Hopfield, είναι σε αρχικό στάδιο και τα αναφερόμενα αποτελέσματα είναι μηδαμινά μέχρι στιγμής, συνεπώς τα συστήματα προγραμματισμού εργασιών που βασίζονται στα TNA συγκρίνονται συνήθως με παραδοσιακές ευρετικές τεχνικές. Οι Cherkassky και Zhou (1992), συγκρίνουν το TNA των Zhou et al. (1991), με τρεις κανόνες ταξινόμησης: τον MWR, τον LWR και τον SPT, πάνω σε τέσσερα προβλήματα από τη βιβλιογραφία και άλλα 100 προβλήματα με $n = 4$ έως 10 και $m = 4$ έως 10, τα οποία παρήχθησαν. Χρησιμοποιήθηκαν δύο μέτρα απόδοσης, το makespan ($\min\{C_{max}\}$) και η ελαχιστοποίηση του μέσου χρόνου ροής. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα TNA αποδίδουν καλύτερα και στα δύο κριτήρια και στα 103 από τα 104 προβλήματα. Παρόλα αυτά, είναι γνωστό ότι οι κανόνες ταξινόμησης δεν αποτελούν μια αποτελεσματική μέθοδο επίλυσης του προβλήματος, ιδίως με την αύξηση της διάστασής του. Προς το παρόν το τροποποιημένο BP TNA μπορεί να αντιμετωπίσει προβλήματα διάστασης έως 30×10 . Ο πίνακας 3.5.8 παρέχει μια συγκριτική ανάλυση της προτεινόμενης μεθόδου MBEP, με τρεις κανόνες ταξινόμησης, τον SI (μικρότερος χρόνος επεξεργασίας της επικείμενης εργασίας), τον LWR (η ελάχιστη εναπομένουσα εργασία) και τον MWR (η μέγιστη εναπομένουσα εργασία) και την ‘διαδικασία μπουτιλιάρματος’ (SBP) των Adams et al. (1988).

Πίνακας 5.3.8: C_{max} και χρόνοι CPU για τα υποδείγματα διάστασης 30×10 LA 31, 32, 33

LA – Lawrence (1984)		SBP – Adams, Balas και Zawack (1988)									
Υπόδειγμα	Βέλτιστο	C_{max} που επιτεύχθηκε					Χρόνοι CPU (sec)				
		SI	LWR	MWR	SBP	MBEP	SI	LWR	MWR	SBP	MBEP
LA 31	1784	1951	2322	1931	1784	1784	0.01	0.01	0.01	38.3	0.01
LA 32	1850	2165	2341	1875	1850	1850	0.01	0.01	0.01	29.1	0.01
LA 33	1719	2125	2125	1875	1719	1719	0.01	0.01	0.01	25.6	0.01
SBP – VAX 180/11						MBEP – PC 486 (333 MHz)					

Η τεχνική SBP, επιλέχθηκε για τη συγκριτική ανάλυση, διότι υπήρξε η πρώτη τεχνική που επέλυσε τα τρία αυτά προβλήματα, με βέλτιστο τρόπο. Το σύστημα MBEP, ‘έτρεξε’ σε ένα PC 486 με ταχύτητα πυρήνα 333 MHz και πέτυχε τα βέλτιστα C_{max} σε συγκρίσιμους χρόνους με τους κανόνες ταξινόμησης, οι οποίοι όμως πέτυχαν σαφώς υψηλότερα C_{max} . Σε σύγκριση με την SBP, τα C_{max} που επιτεύχθηκαν είναι παρόμοια, αλλά οι χρόνοι κατά πολύ μικρότεροι, παρότι η μέθοδος αυτή ‘έτρεξε’ σε διαφορετικό H/Y, ένα VAX 780/11. Η ανωτερότητα του συστήματος και η μη συνεπής απόδοση των κανόνων ταξινόμησης φαίνονται καθαρά στον

πίνακα 5.3.9, όπου παρουσιάζονται το συνολικό και το μέσο σχετικό σφάλμα, όπως επίσης και οι ανεξάρτητοι χρόνοι των επεξεργαστών (CI-CPU times). Οι ανεξάρτητοι χρόνοι των επεξεργαστών βασίζονται στην μελέτη του Dongarra (1998) και χρησιμοποιούνται για να γίνουν συγκρίσιμοι οι χρόνοι των διαφόρων μεθόδων σε διαφορετικούς επεξεργαστές, όπως αναφέρεται από τους Vaessens et al. (1996).

Πίνακας 9: Συνολικό και μέσο σχετικό σφάλμα και ανεξάρτητοι χρόνοι επεξεργαστών (CI-CPU times) για τα υποδείγματα LA 31, 32, 33

Υπόδειγμα	Σχετικό σφάλμα (%)					Ανεξάρτητοι χρόνοι CI-CPU (sec)				
	SI	LWR	MWR	SBP	MBEP	SI	LWR	MWR	SBP	MBEP
LA 31	9.36	30.16	8.24	0	0	0.009	0.009	0.009	4.596	0.009
LA 32	17.03	26.54	1.35	0	0	0.009	0.009	0.009	3.492	0.009
LA 33	10.59	23.62	9.08	0	0	0.009	0.009	0.009	3.072	0.009
Σ	36.98	80.32	18.67	0	0	0.027	0.027	0.027	11.16	0.027
μ	12.33	26.77	6.22	0	0	0.009	0.009	0.009	3.72	0.009
PM	CI-CPU = PM × CPU					0.94	0.94	0.94	0.12	0.94
Σ = συνολικό σχετικό σφάλμα						PM = Παράγοντας Μετασχηματισμού				
μ = σχετικό μέσο σφάλμα										

Τα μειονεκτήματα της αρχιτεκτονικής *BP* είναι ποικίλα και σημαντικά. Τα περισσότερα από τα προβλήματα που έχουν αντιμετωπιστεί είναι πολύ μικρότερα και απλούστερα από το $\Pi_{n \times m}$. Απαιτούνται υπερβολικοί αριθμοί νευρώνων και τα δεδομένα εκπαίδευσης δημιουργούνται από πληροφορίες που καθορίζονται από τους εμπειρογνώμονες ή από βάσεις δεδομένων. Οι εμπειρογνώμονες, τείνουν γενικά να βρίσκονται κοντά στις βέλτιστες λύσεις στις περισσότερες των περιπτώσεων. Εντούτοις, λόγω της μεγάλης δυσκολίας επίλυσης του $\Pi_{n \times m}$, οι εμπειρογνώμονες μπορούν μόνο να υποθέσουν τη λύση, γεγονός που την καθιστά κάθε άλλο παρά βέλτιστη. Το γεγονός αυτό δεν ανταποκρίνεται στις παρούσες συνθήκες λειτουργίας της βιομηχανίας, όπου η αποβολή κάθε άχρηστης πληροφορίας αποτελεί πρωταρχική ανησυχία, η οποία απαιτεί, εάν όχι βέλτιστες, τουλάχιστον υποβέλτιστες λύσεις.

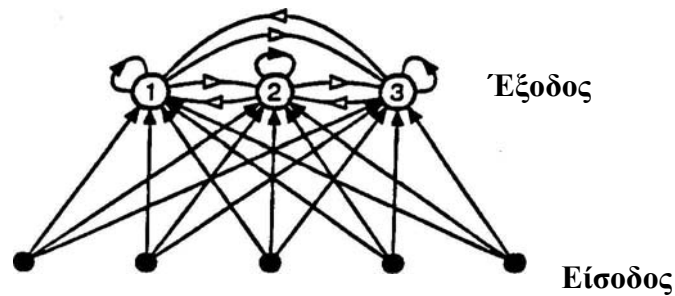
Ο περιορισμός των υποδειγμάτων μεγέθους, 30×10 απορρέει από τον περιορισμό στον αριθμό των νευρώνων και των συνδέσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα ΤΝΔ. Είναι σημαντικό το γεγονός ότι, οι χρόνοι που παρουσιάζονται στον πίνακα 5.3.8, αποκτήθηκαν μετά από το πέρας της εκπαίδευσης του δικτύου και σε κάποιες περιπτώσεις χρειάστηκαν ακόμα και 24 ώρες εκπαίδευσης για να επιτευχθούν ικανοποιητικές τιμές σφάλματος. Προκειμένου να αποκτηθούν οι ολικές βέλτιστες τιμές, απαιτούνται βέλτιστα δεδομένα εκπαίδευσης και επομένως η μέθοδος δεν μπορεί να αντιμετωπίσει γενικευμένα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών.

Το κύριο μειονέκτημα του συστήματος, είναι η αδυναμία του να αντιμετωπίζει προβλήματα εκτός των ορίων των υποδειγμάτων εκπαίδευσης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, τα υποδείγματα δοκιμής να είναι επιτυχημένα υπό τον περιορισμό να μην διαφέρουν σε ποσοστό άνω του 20% από τα υποδείγματα εκπαίδευσης και να καταλήγουν στον ίδιο βέλτιστο χρόνο εκτέλεσης όλων των εργασιών (makespan). Προκειμένου να επιτευχθεί κάτι τέτοιο, θα πρέπει κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, να μεταβάλλονται οι χρόνοι επεξεργασίας μόνο των μη κρίσιμων εργασιών σε ποσοστό μικρότερο του 20%. Βάσει της εργασίας των Balas (1969), των Matsuo et al. (1988) και των Van Laarhoven et al. (1992), αποδεικνύεται ότι μια τέτοια μεταβολή δεν θα επηρεάσει την κρίσιμη ακολουθία των εργασιών και επομένως το ολικό makespan θα παραμείνει το ίδιο. Μια σημαντική παράμετρος στην παραπάνω διαδικασία είναι το γεγονός ότι η μεταβολή του χρόνου επεξεργασίας μιας μη κρίσιμης εργασίας να μην την εντάξει στις κρίσιμες. Κάτι τέτοιο εξασφαλίζεται με τον καθορισμό του περιθωρίου εκτέλεσης (η διαφορά ανάμεσα στον τρέχων και χρόνο εκτέλεσης και την προθεσμία εκτέλεσης μιας εργασίας) της κάθε εργασίας και την αντιμετάθεση εκείνων των εργασιών, των οποίων η αλλαγή στο περιθώριο εκτέλεσής τους υπερβαίνει, σε ποσοστό το 20%, μετά την μεταβολή του χρόνου επεξεργασίας τους. Αξίζει να σημειωθεί, ότι μια τέτοια αντιμετάθεση εργασιών έχει αναλογίες με τις τεχνικές αναζήτησης του πεδίου λύσεων προβλημάτων του Storer et al. (1992, 1995).

Παρόλα αυτά, ακόμα και μια τέτοια μικρή αλλαγή των μεταβλητών του προβλήματος, δημιουργεί την ανάγκη ανεύρεσης εναλλακτικών βέλτιστων δεδομένων εκπαίδευσης και οδηγεί στην απαίτηση επανάληψης της διαδικασίας εκπαίδευσης, καταλήγοντας σε άλλη μια χρονοβόρα φάση εκπαίδευσης. Άρα, παρά την αξιοσημείωτη επιτυχία της μεθόδου, υπάρχουν σημαντικά προβλήματα στην προσέγγιση του τροποποιημένου μοντέλου *BP* και συνεπώς, η χρήση πολλαπλών εργαλείων, τα οποία συνδυάζουν τέτοιες προσεγγίσεις με πρόσθετους αλγορίθμους για την επίλυση του ακραίου υπολογιστικά προβλήματος $\Pi_{n \times m}$, είναι επιβεβλημένη.

5.4 Η εφαρμογή των ανταγωνιστικών δικτύων

Αυτά τα δίκτυα διαφέρουν από το μοντέλο Hopfield όσον αφορά τις ανασταλτικές συνδέσεις (σχήμα 5.4.1). Σε ένα ανταγωνιστικό δίκτυο, οι ανασταλτικές συνδέσεις καθιερώνονται ως αποτέλεσμα ανταγωνισμού παρά με αρχικό καθορισμό όπως στην περίπτωση



Σχήμα 5.4.1: Ένα απλό ανταγωνιστικό δίκτυο. Οι συνδέσεις με τα ανοικτά βέλη είναι ανασταλτικές ενώ οι υπόλοιπες είναι ενισχυτικές (Hertz *et al.* 1991).

του μοντέλου Hopfield. Οι νευρώνες ανταγωνίζονται ο ένας με τον άλλον για να γίνουν ενεργοί υπό συγκεκριμένες καταστάσεις. Λόγω αυτής της ιδιότητας ανταγωνισμού, το μη εποπτευόμενο μοντέλο εκμάθησης που χρησιμοποιούν καλείται επίσης ανταγωνιστική εκμάθηση. Κατά το σχεδιασμό ενός τέτοιου δικτύου, πρέπει να καθοριστούν οι εξισώσεις της κίνησης των στοιχείων (δηλ. των περιορισμών) του προβλήματος και να καθοριστεί μια συνάρτηση ενέργειας έτσι ώστε το δίκτυο να συγκλίνει. Αυτές οι εξισώσεις διατυπώνονται ως τοπική μεταφορά πληροφοριών μεταξύ των νευρώνων και το δίκτυο προσομοιώνεται σε ένα H/Y . Κατόπιν κατασκευάζεται η συνάρτηση ενέργειας με τη μελέτη των ιδιοτήτων σύγκλισης του δικτύου.

5.4.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των ανταγωνιστικών ΝΔ στον ΠΠ

Σε σύγκριση με άλλα νευρωνικά δίκτυα, η δύναμη των ανταγωνιστικών δικτύων δεν έχει ερευνηθεί πλήρως για τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών. Αναφέρονται μόνο μερικές εφαρμογές στη βιβλιογραφία. οι Bouffret *et al.* (1989). εφάρμοσαν μερικές από αυτές τις αρχές για να αναπτύξουν ένα νευρωνικό δίκτυο που ήταν σε θέση να προγραμματίσει βέλτιστα τα χρονικά διαστήματα εκπομπής δορυφόρων χαμηλού επιπέδου, σε μια ή περισσότερες κεραίες. Το νευρωνικό δίκτυο ήταν σε θέση να λάβει υπόψη ότι κάθε δορυφόρος έχει δεδομένη προτεραιότητα και διάφορους άλλους λειτουργικούς περιορισμούς.

Μια τέτοια εφαρμογή δίνεται από τους Fang και Li (1990) για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών σε μια μηχανή, με κριτήριο τη συνολική καθυστέρηση με διαφορετικούς χρόνους επεξεργασίας εργασιών και διαφορετικές προθεσμίες. Σε αυτήν την

μελέτη, οι ερευνητές χρησιμοποίησαν ένα δίκτυο $n \times n$ νευρώνων, όπου n ο αριθμός των εργασιών. Κατά τη διατύπωσή τους, επιτράπηκε μόνο σε ένα νευρώνα να πάρει την τιμή 1 σε κάθε σειρά και κάθε στήλη, σε μια εφικτή λύση. Αναπτύχθηκαν δύο εξισώσεις ικανοποίησης περιορισμών για να ελέγξουν τις αναθέσεις στις σειρές και τις στήλες. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων προσομοίωσης έδειξαν καλή απόδοση για προβλήματα έως 20 εργασιών.

Οι Sabuncuoglu και Gurgun (1996) πρότειναν ένα νευρωνικό δίκτυο για την επίλυση του προβλήματος της συνολικής καθυστέρησης σε μια μηχανή και του ελάχιστου makespan σε ένα κατάστημα εργασιών. Ακόμα κι αν αυτό το δίκτυο μοιάζει με μια επέκταση του μοντέλου Hopfield, στην πραγματικότητα αποτελεί ένα ανταγωνιστικό δίκτυο. Οι εργασίες ανταγωνίζονται η μια με την άλλη για το ποια θα επεξεργαστεί νωρίτερα. Μια αξιοπρόσεκτη διαφορά αυτού του δικτύου είναι ότι έχει έναν πρόσθετο εξωτερικό επεξεργαστή για να ελέγχει και να επιτηρεί την εξέλιξη του δικτύου. Χάρη στον επεξεργαστή αυτό, το δίκτυο αναγκάζεται να συγκλίνει μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων. Οι υπολογιστικές δοκιμές τους έδειξαν ότι το δίκτυο παράγει καλύτερες λύσεις από ένα γνωστό ευρετικό αλγόριθμο για το πρόβλημα μιας μηχανής και βρίσκει βέλτιστες λύσεις για τα περισσότερα από τα επιλεγμένα προβλήματα καταστήματος εργασιών.

Μεγάλο ενδιαφέρον παρουσιάζει η μελέτη των Chen και Huang (2001). Οι ερευνητές ενσωμάτωσαν μια τροποποιημένη μορφή του ανταγωνιστικού κανόνα *k out of N* των Cardeira και Mammeri (1994) σε ένα δίκτυο Hopfield για την επίλυση ενός προβλήματος πολλαπλών εργασιών σε πολλαπλούς επεξεργαστές. Οι συγγραφείς απέδειξαν ότι η εισαγωγή του ανταγωνιστικού κανόνα *1 out of N* απλοποιεί τη συνάρτηση ενέργειας του δικτύου και επομένως μειώνει το πρόβλημα της διαστατικότητας. Η συγκεκριμένη μελέτη παρουσιάζεται αναλυτικά στις επόμενες παραγράφους.

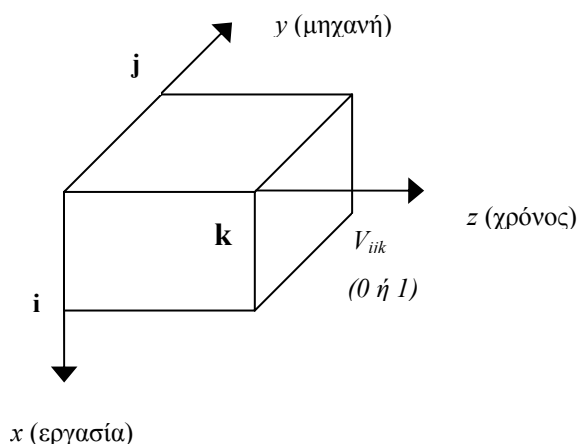
5.4.2 Ένα ανταγωνιστικό ΝΔ για την επίλυση του προβλήματος ΠΠ

Τα περισσότερα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών έχουν καταδειχθεί ως *NP-hard* προβλήματα. Το νευρωνικό δίκτυο Hopfield εφαρμόζεται συνήθως για τη βελτιστοποίηση διάφορων εφαρμογών προγραμματισμού εργασιών, όπως το πρόβλημα του πλανοδίου πωλητή (tsp), ένα τυπικό διακριτό συνδυαστικό πρόβλημα. Τα νευρωνικά δίκτυο Hopfield, αν και παρέχουν γρήγορη σύγκλιση στη λύση, απαιτούν μεγάλο υπολογιστικό φόρτο για να καθορίσουν τους συντελεστές. Ένας ανταγωνιστικός κανόνας εκμάθησης παρέχει ιδιαίτερα αποτελεσματικά μέσα για μια υγιή λύση και μπορεί να μειώσει το φόρτο της απόκτησης των συντελεστών. Επίσης, η νέα αρχιτεκτονική του δικτύου είναι λιγότερο πολύπλοκη.

5.4.2.1 Η συνάρτηση ενέργειας του προβλήματος

Το συγκεκριμένο πρόβλημα αποτελείται από N εργασίες (ή διαδικασίες) and M μηχανές (ή επεξεργαστές). Οι περιορισμοί που διέπουν το πρόβλημα είναι οι εξής: 1) οι εργασίες μπορούν να διασπαστούν και η εκτέλεση κάθε τμήματος γίνεται χωρίς διακοπή, 2) τα διάφορα τμήματα κάθε εργασίας δεν μπορούν να εκτελεστούν σε διαφορετικές μηχανές και 3) ο χρόνος εκτέλεσης της κάθε εργασίας είναι προκαθορισμένος. Επιπλέον, παρόλο που ο υπολογισμός του χρόνου εκτέλεσης είναι συχνά δύσκολος, μπορεί να καθοριστεί με τον υπολογισμό του κύκλου των μηχανών ή με τη χρήση ενός ευρετικού κανόνα. Οι περιορισμοί που υπόκειται το πρόβλημα αφορούν τις προθεσμίες παράδοσης των εργασιών και το χρόνο εκτέλεσης της κάθε εργασίας με χρήση περιορισμένων πόρων.

Για να επιλυθεί το συγκεκριμένο πρόβλημα, θα πρέπει να εξαχθεί η συνάρτηση ενέργειας του συστήματος. Η συνάρτηση ενέργειας, μετατρέπεται σε ένα τρισδιάστατο νευρωνικό δίκτυο Hopfield, (σχήμα 5.4.2) και στη συνέχεια η διαδικασία βελτιστοποίησης ελέγχει για λύσεις οι οποίες ικανοποιούν τους περιορισμούς, έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται ή να μεγιστοποιείται η συνάρτηση ενέργειας. Σύμφωνα με την παραπάνω θεώρηση το πρόβλημα έχει τρεις κύριες μεταβλητές: εργασία, μηχανή, και χρόνο. Ο άξονας x είναι ο άξονας των εργασιών, με την $i = 1, \dots, N$ να αναπαριστά μια συγκεκριμένη εργασία. Ο άξονας y είναι ο άξονας των μηχανών με j



Σχήμα 5.4.2: Τρισδιάστατο δίκτυο Hopfield

$= 1, \dots, M$ να αναπαριστά μια συγκεκριμένη μηχανή. Τέλος, ο άξονας z είναι ο άξονας του χρόνου με k μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή, που θα πρέπει να είναι μικρότερη ή ίση με T την προθεσμία εκτέλεσης της εργασίας. Με βάση τις παραπάνω μεταβλητές ένας νευρώνας

5.4 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

που περιγράφεται από την καταστατική μεταβλητή V_{ijk} καθορίζεται ως αντιπροσωπευτικός εφόσον η εργασία i εκτελείται στη μηχανή j σε μια καθορισμένη χρονική στιγμή k . Πιο συγκεκριμένα εάν $V_{ijk} = 1$, τότε ο νευρώνας είναι ενεργοποιημένος και η εργασία i εκτελείται στη μηχανή j σε μια καθορισμένη χρονική στιγμή k . Διαφορετικά $V_{ijk} = 0$. Η εξαγόμενη συνάρτηση ενέργειας του συστήματος είναι η ακόλουθη:

$$\begin{aligned}
 E = & \frac{C_1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T \sum_{\substack{i1=1 \\ i1 \neq i}}^N V_{ijk} V_{i1jk} + \frac{C_2}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T \sum_{\substack{j1=1 \\ j1 \neq j}}^M \sum_{k1=1}^T V_{ijk} V_{ij1k1} \\
 & + \frac{C_3}{2} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T V_{ijk} - P_i \right)^2 + \frac{C_4}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \left(\sum_{k=1}^T V_{ijk} - 1 \right)^2 \\
 & + \frac{C_5}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T V_{ijk} G_{ijk}^2 H(G_{ijk}) \\
 & + \frac{C_6}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T \sum_{\substack{i1=1 \\ i1 \neq i}}^N \sum_{\substack{j1=1 \\ j1 \neq j}}^M \sum_{s=1}^F V_{ijk} R_{is} V_{ij1k1} R_{i1s}
 \end{aligned} \tag{5.4.1}$$

όπου:

$$G_{ijk} = k - d_i$$

και

$$H(G_{ijk}) = \begin{cases} 1 & \text{εάν } G_{ijk} > 0 \\ 0 & \text{εάν } G_{ijk} \leq 0 \end{cases}$$

και όπου C_1 , C_2 , C_3 , C_4 , C_5 , and C_6 είναι οι συντελεστές της συνάρτησης, N είναι το σύνολο των εργασιών, M το σύνολο των μηχανών, T είναι ο μέγιστος χρόνος εκτέλεσης μιας εργασίας και F είναι η ποσότητα των διαμοιραζόμενων πόρων. Οι παραπάνω σταθερές είναι όλοι θετικοί αριθμοί.

Ο ενεργειακός όρος C_1 περιορίζει ένα επεξεργαστή (μηχανή) j να εκτελέσει μόνο μια εργασία i ή $i1$, σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή k . Ο όρος αυτός έχει ελάχιστη τιμή 0 όταν ικανοποιείται ο παραπάνω περιορισμός. Ο όρος C_2 εκφράζει τον περιορισμό εκτέλεσης των διεργασιών της ίδιας εργασίας στην ίδια μηχανή, βεβαιώνοντας ότι η εργασία i θα εκτελεστεί στην μηχανή j ή στη μηχανή $j1$. Ο όρος αυτός έχει επίσης ελάχιστη τιμή 0, εάν ικανοποιείται ο περιορισμός. Στον όρο C_3 , το P_i εκφράζει το συνολικό χρόνο επεξεργασίας

που απαιτείται από την εργασία i . Αυτό σημαίνει ότι ο χρόνος που καταναλώνεται από τη διαδικασία i πρέπει να είναι ίσος με P_i έτσι ώστε $\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T V_{ijk} = P_i$, δηλαδή αυτός ο όρος να γίνει μηδέν. Ακόμα, ο όρος C_4 είναι ένας επιπρόσθετος περιορισμός ο οποίος διασφαλίζει ότι κάποια εργασία θα εκτελεστεί σε μια συγκεκριμένη μηχανή μια δεδομένη στιγμή. Επίσης, ο όρος αυτός έχει ελάχιστη τιμή 0 όταν ικανοποιείται ο πιο πάνω περιορισμός. Ο σκοπός του ενεργειακού όρου C_5 είναι να ικανοποιήσει τον περιορισμό των ληξιπρόθεσμων εργασιών i , όπου d_i είναι η προθεσμία εκτέλεσης της διεργασίας i και $H(G_{ijk})$ είναι η συνάρτηση *Heavside*. Όταν ο χρόνος εκτέλεσης μιας διαδικασίας υπερβεί το d , ο παραπάνω όρος θα αποκτήσει τιμή μεγαλύτερη του μηδενός και η τιμή της ενέργειας θα αυξάνεται εκθετικά με την καθυστέρηση $d_i - k$. Εφόσον μια μηχανή απαγορεύει την ταυτόχρονη χρήση των ίδιων πόρων ή τον διαμοιρασμό των πόρων της, ο όρος C_6 προστίθεται για να εξασφαλίσει αυτούς του περιορισμούς. Στον όρο αυτό, το F δηλώνει την ποσότητα των υπάρχοντων πόρων, ενώ R_{is} and R_{i1s} αντιπροσωπεύουν τις αιτήσεις των διαδικασιών i και $i1$ για τους πόρους s , αντίστοιχα, όπως φαίνεται στον πίνακα 5.4.2. $R_{is} = 1$ σημαίνει ότι η διαδικασία i απαιτεί πόρους s , επίσης $R_{i1s} = 1$ σημαίνει ότι η διαδικασία $i1$ απαιτεί πόρους s . Παρατηρώντας καλύτερα τον όρο αυτό, βλέπουμε ότι όταν προγραμματίζονται δύο απόμακρες εργασίες (έστω η $V_{ijk} = 1$ και η $V_{i1j1k} = 1$) στον ίδιο χρόνο k σε διαφορετικές μηχανές j και $j1$, τότε επειδή οι δυο αυτές διεργασίες δεν μπορούν να κάνουν χρήση των ίδιων πόρων την ίδια χρονική στιγμή k , ένα εκ των R_{is} ή R_{i1s} πρέπει να είναι μηδέν, οπότε και ο όρος C_5 γίνεται μηδέν. Όπως γίνεται φανερό από τα παραπάνω η συνάρτηση γίνεται μηδέν όταν ικανοποιούνται όλοι οι περιορισμοί.

Η εξίσωση (5.4.1) μπορεί να αποδειχθεί ότι είναι μια συνάρτηση Lyapunov. Επομένως, η συνάρτηση ενέργειας συγκλίνει σε μια ελάχιστη τιμή και το ανταγωνιστικό δίκτυο Hopfield μπορεί να επιλύσει επαρκώς προβλήματα προγραμματισμού εργασιών.

5.4.2.2 Το ανταγωνιστικό νευρωνικό δίκτυο Hopfield (CHNN)

Ουσιαστικά, ο αλγόριθμος HNN βασίζεται στην τεχνική της μέγιστης κατάβασης του διανύσματος κλίσης παρέχοντας ταχύτατη σύγκλιση. Το HNN παρέχει επίσης τη δυνατότητα για παράλληλη επεξεργασία. Το μοντέλο HNN είναι βασικά μια διαδικασία χαλάρωσης που βασίζεται στη βελτιστοποίηση στην οποία η εξέλιξη του δικτύου βασίζεται στην ελάττωση της ενέργειας του συστήματος. Επομένως, το HNN είναι κατάλληλο για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης και έχει χρησιμοποιηθεί διεξοδικά για το σκοπό αυτό. Η συνάρτηση Lyapunov (εξίσωση 5.4.2) βασίζεται στη θεωρία του δυναμικού προγραμματισμού και έχει πιστοποιήσει την

ύπαρξη σταθερής κατάστασης του δικτύου. Χρησιμοποιείται στο HNN για να επιβεβαιωθεί η σύγκλιση του δικτύου. Επομένως η συνάρτηση ενέργειας του δικτύου πρέπει να αναδιατυπωθεί στη μορφή της εξίσωσης Lyapunov:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_x \sum_y \sum_z \sum_i \sum_j \sum_k V_{xyz} W_{xyzijk} V_{ijk} + \sum_i \sum_j \sum_k \theta_{ijk} V_{ijk} \quad (5.4.2)$$

όπου V_{xyz} και V_{ijk} δηλώνουν τις καταστάσεις των νευρώνων (1 ενεργός, 0 ανενεργός), W_{xyzijk} δηλώνει τα συναπτικά βάρη που φανερώνουν τη δύναμη των διασυνδέσεων μεταξύ των νευρώνων και θ_{ijk} είναι το ‘κατώφλι’ ενεργοποίησης του νευρώνα. Οι καταστάσεις των νευρώνων έχουν μια δυαδική τιμή 0 ή 1, σε αντιστοιχία με τις απαιτήσεις του προβλήματος. Επιπροσθέτως, το HNN εφαρμόζει τον παρακάτω διακριτό κανόνα για την ενημέρωση της κατάστασης των νευρώνων:

$$V_{ijk}^{n+1} = \begin{cases} 1 & \text{εάν } Net_{ijk} > 0 \\ V_{ijk}^n & \text{εάν } Net_{ijk} = 0 \\ 0 & \text{εάν } Net_{ijk} < 0 \end{cases} \quad (5.4.3)$$

όπου V_{ijk}^n και V_{ijk}^{n+1} είναι οι τιμές των νευρώνων για την n -οστή και την $(n + 1)$ -οστή επανάληψη του αλγορίθμου, αντίστοιχα. Ενώ, το Net_{ijk} είναι η συνολική είσοδος του νευρώνα (i, j, k) και υπολογίζεται από την πιο κάτω σχέση:

$$Net_{ijk} = -\frac{\partial E}{\partial V_{ijk}} = \sum_x \sum_y \sum_z W_{xyzijk} V_{xyz} - \theta_{ijk} \quad (5.4.4)$$

Αντί να εφαρμόζονται συμβατικοί κανόνες για την ενημέρωση της κατάστασης των νευρώνων, χρησιμοποιούνται ανταγωνιστικοί κανόνες για να καθοριστεί ο νικητήριος νευρώνας, δηλαδή ο νευρώνας που θα ενεργοποιηθεί. Η εφαρμογή ενός ανταγωνιστικού μηχανισμού στο δίκτυο Hopfield δημιουργεί το ανταγωνιστικό δίκτυο Hopfield ή CHNN. Ο κανόνας που χρησιμοποιείται είναι μια ειδική περίπτωση του κανόνα k -out-of- N των Carderia and Mammeri. Το δίκτυο CHNN κάνει χρήση του κανόνα 1 -out-of- N .

Εφόσον μια μηχανή μπορεί να εκτελέσει μόνο μια εργασία τη φορά, η παράληψη των όρων C_1 και C_4 από τη συνάρτηση ενέργειας (εξίσωση (5.4.1)) οδηγεί στην απλοποίησή της και ικανοποιεί τον κανόνα 1 -out-of- N rule, δηλαδή τον περιορισμό ανταγωνισμού. Η καινούρια συνάρτηση ενέργειας για το CHNN είναι:

$$\begin{aligned}
 E = & \frac{C_2}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T \sum_{\substack{j1=1 \\ j1 \neq j}}^M \sum_{k1=1}^T V_{ijk} V_{ij1k1} + \frac{C_3}{2} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=i}^M \sum_{k=1}^T V_{ijk} - P_i \right)^2 \\
 & + \frac{C_5}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T V_{ijk} G_{ijk}^2 H(G_{ijk}) \\
 & + \frac{C_6}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^T \sum_{\substack{i1=1 \\ i1 \neq i}}^N \sum_{\substack{j1=1 \\ j1 \neq j}}^M \sum_{s=1}^F V_{ijk} R_{is} V_{ij1k1} R_{i1s}
 \end{aligned} \tag{5.4.5}$$

Η πιο πάνω εξίσωση είναι εμφανώς μια συνάρτηση Lyapunov. Συγκρίνοντας την εξίσωση (5.4.2) με την (5.4.5) μπορούμε να υπολογίσουμε την ισχύ των συναπτικών διασυνδέσεων W_{xyzijk} και το ‘κατώφλι’ ενεργοποίησης, θ_{ijk} :

$$\begin{aligned}
 W_{xyzijk} = & -C_2 \delta(x, i)(1 - \delta(y, j)) - C_3 \delta(x, i) \\
 & - C_6 (1 - \delta(x, i))(1 - \delta(y, j)) \delta(z, k) \sum_x R_{xs} R_{is}
 \end{aligned} \tag{5.4.6}$$

και

$$\theta_{xyz} = -C_3 P_i + \frac{C_5}{2} G^2 H(G) + C_i k \tag{5.4.7}$$

όπου

$$\delta(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{εάν } a = b \\ 0 & \text{εάν } a \neq b \end{cases} \quad \text{είναι το δέλτα του Kronecker.}$$

Εάν οι εξισώσεις (5.4.6) και (5.4.7) αντικατασταθούν στην εξίσωση (5.4.4) έχουμε την νέα εξίσωση (5.4.8) για την συνολική είσοδο του νευρώνα:

$$\begin{aligned}
 Net_{ijk} = & -\frac{\partial E}{\partial V_{ijk}} \\
 = & -\frac{C_2}{2} \sum_{\substack{j1=1 \\ j1 \neq j}}^M \sum_{k1=1}^T V_{ij1k1} - C_3 (V_{ijk} - P_i) \\
 & - \frac{C_5}{2} G_{ijk}^2 H(G_{ijk}) - \frac{C_6}{2} \sum_{\substack{i1=1 \\ i1 \neq i}}^N \sum_{\substack{j1=1 \\ j1 \neq j}}^M \sum_{s=1}^F R_{is} V_{ij1k1} R_{i1s}
 \end{aligned} \tag{5.4.8}$$

Στο δίκτυο CHNN, εφαρμόζεται ένας ανταγωνιστικός κανόνας για να ενημερωθεί η κατάσταση των νευρώνων. Οι νευρώνες της ίδιας στήλης (χρόνος) σε μια δεδομένη χρονική στιγμή ανταγωνίζονται για το ποιος θα είναι ο νικητής. Ο νευρώνας με τη μέγιστη συνολική είσοδο είναι και ο νικητής. Συνεπώς, η έξοδος αυτού του

5.4 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

νευρώνα ορίζεται ίση με 1 και οι έξοδοι των υπολοίπων νευρώνων του ίδιου στρώματος ορίζονται ίσες με 0. Η μαθηματική μορφή του παραπάνω κανόνα είναι η εξής:

$$V_{xjk} = \begin{cases} 1 & \text{εάν } Net_{xjk} = \max_{i=1} Net_{ijk} \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.4.9)$$

όπου Net_{xjk} είναι η μέγιστη συνολική είσοδος του νικητήριου νευρώνα.

Ο αλγόριθμος του ανταγωνιστικού δικτύου HNN είναι ο ακόλουθος:

- (1) Θέσε με τυχαίο τρόπο τις αρχικές τιμές των νευρώνων.
- (2) Καθόρισε τα συναπτικά βάρη των διασυνδέσεων W_{ij} και τα όρια θ_j με βάση τις εξισώσεις (5.4.6) και (5.4.7).
- (3) Εφάρμοσε την εξίσωση (5.4.4) για τον υπολογισμό της συνολικής εισόδου των νευρώνων και τον ανταγωνιστικό κανόνα της εξίσωσης (5.4.9) για τον καθορισμό του νικητήριου νευρώνα και
- (4) Αντικατέστησε τις αρχικές τιμές των νευρώνων με τις τιμές που αποκτήθηκαν στο βήμα (3). Επανάλαβε τις επαναλήψεις των βημάτων (3) και (4) μέχρις ότου δεν υπάρχει καμία αλλαγή στην κατάσταση των νευρώνων σε καμία επανάληψη. Το δεύτερο βήμα αναφέρεται ως η φάση αποθήκευσης (εκμάθηση), ενώ το τρίτο βήμα ως η φάση ανάκτησης (αναζήτηση).

5.4.2.3 Σύγκλιση του δικτύου

Για λόγους διαφάνειας, η συνάρτηση ενέργειας του δικτύου χωρίζεται σε δυο μέρη, το E_{mn} και το E_{other} απομονώνοντας τις εργασίες που εκτελούνται τη χρονική στιγμή n στη μηχανή m . Επομένως, η συνάρτηση ενέργειας του δικτύου μπορεί να ξαναγραφεί ως εξής:

$$\begin{aligned}
 E = E_{mn} + E_{\text{other}} = & \frac{C_2}{2} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^T V_{imn} V_{ij1k1} + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m, k \neq n}}^M \sum_{k=1}^T \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq j, j \neq m}}^M \sum_{k=1}^T V_{ijk} V_{ij1k1} \right) \\
 & + \frac{C_3}{2} \left(\sum_{i=1}^N (V_{imn} - P_i)^2 + \sum_{i=1}^N \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^T V_{ijk} - P_i \right)^2 \right) \\
 & + \frac{C_5}{2} \left(\sum_{i=1}^N V_{imn} G_{imn}^2 H(G_{imn}) + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^T V_{ijk} G_{ijk}^2 H(G_{ijk}) \right) \\
 & + \frac{C_6}{2} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^T \sum_{s=1}^F V_{ijk} R_{is} V_{i1j1k} R_{i1s} \right. \\
 & \left. + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^T \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq i}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m, j \neq j}}^M \sum_{s=1}^F V_{ijk} R_{is} V_{i1j1k} R_{i1s} \right)
 \end{aligned} \tag{5.4.10}$$

Οι πιο πάνω τέσσερεις όροι V_{imn} σχετίζονται με το νευρώνα που αναπαριστά μια εργασία i που εκτελείται σε μια συγκεκριμένη μηχανή m σε μια δεδομένη χρονική στιγμή n . Πιο αναλυτικά, V_{imn} είναι ο νευρώνας στην i -οστή γραμμή (εργασία) και στη n -οστή στήλη (χρόνος) για την συγκεκριμένη μηχανή m . Το πρώτο μέλος της εξίσωσης (5.4.10), E_{mn} , είναι το άθροισμα του ενεργειακού όρου που σχετίζεται με την κατάσταση του νευρώνα V_{imn} . Το δεύτερο μέλος είναι οι ενεργειακοί όροι των υπόλοιπων νευρώνων, E_{other} . Έστω ότι στην t -οστή επανάληψη, ο νευρώνας V_{imn} είναι ο μοναδικός ενεργός νευρώνας (l, m, n) στη n -οστή στήλη στην μηχανή m πριν την ενημέρωση των τιμών, δηλαδή:

$$\begin{aligned}
 V_{lmn}^{(t)} &= 1 \\
 \text{και} \\
 V_{imn}^{(t)} &= 0 \quad \text{για } i \neq l
 \end{aligned}$$

Επιπλέον, έστω ότι ο νευρώνας (q, m, n) στην $(t + 1)$ -οστή επανάληψη είναι ο μοναδικός ενεργός νευρώνας με τη μεγαλύτερη συνολική τιμή εισόδου, μετά την ενημέρωση των τιμών, δηλαδή:

5.4 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

$$V_{qmn}^{(t+1)} = 1$$

και

$$V_{qmn}^{(t+1)} = 0 \quad \text{για } i \neq q$$

Ο ενεργός νευρώνας, που βασίζεται στον ανταγωνιστικό κανόνα της εξίσωσης (5.4.10) είναι αυτός με τη μέγιστη συνολική είσοδο σε κάθε επανάληψη, δηλαδή:

$$Net_{qmn} = \max_{i=1} Net_{imn}$$

που σημαίνει ότι:

$$Net_{qmn} > Net_{imn} \quad (5.4.11)$$

όπου Net_{qmn} και Net_{lmn} δίνονται από τις εξισώσεις (5.4.12) και (5.4.13):

$$\begin{aligned} Net_{qmn} = & -\frac{C_2}{2} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{k=1}^T V_{qj1k1} - C_3 (V_{qmn} - P_q) \\ & - \frac{C_5}{2} G_{qmn}^2 H(G_{qmn}) - \frac{C_6}{2} \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{s=1}^F R_{qs} V_{i1j1n} R_{i1s} \end{aligned} \quad (5.4.12)$$

και

$$\begin{aligned} Net_{lmn} = & -\frac{C_2}{2} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{k=1}^T V_{lj1k1} - C_3 (V_{lmn} - P_l) \\ & - \frac{C_5}{2} G_{lmn}^2 H(G_{lmn}) - \frac{C_6}{2} \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{s=1}^F R_{ls} V_{i1j1n} R_{i1s} \end{aligned} \quad (5.4.13)$$

Εξετάζοντας την εξίσωση (5.4.10), βλέπουμε ότι η διαφορά στην ενέργεια ΔE σε δυο διαφορετικές επαναλήψεις t και $(t + 1)$ είναι η διαφορά των όρων E_{mn} , εφόσον οι όροι E_{other} παραμένουν ίδιοι, δηλαδή:

$$\Delta E = E_{mn}^{(t+1)} - E_{mn}^{(t)} =$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{C_2}{2} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^T V_{qmn}^{(t+1)} V_{qjlk1} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^T V_{lmn}^{(t)} V_{ljlk1} + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^T V_{imn}^{(t+1)} V_{ijlk1} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^T V_{imn}^{(t)} V_{ijlk1} \right) \\
 &+ \frac{C_3}{2} \left(\left(V_{qmn}^{(t+1)} - P_q \right)^2 - \left(V_{lmn}^{(t+1)} - P_l \right)^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \left(V_{imn}^{(t+1)} - P_i \right)^2 - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \left(V_{imn}^{(t)} - P_i \right)^2 \right) \\
 &+ \frac{C_5}{2} \left(V_{qmn}^{(t+1)} G_{qmn}^2 H(G_{qmn}) - V_{lmn}^{(t)} G_{lmn}^2 H(G_{lmn}) + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \left(V_{imn}^{(t+1)} G_{imn}^2 H(G_{imn}) \right) - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \left(V_{imn}^{(t)} G_{imn}^2 H(G_{imn}) \right) \right) \\
 &+ \frac{C_6}{2} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq l}}^F V_{qmn}^{(t+1)} R_{qs} V_{iljln} R_{ils} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq l}}^F V_{lmn}^{(t)} R_{ls} V_{iljln} R_{ils} \right. \\
 &\left. + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq i, l \neq q}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq l}}^F V_{imn}^{(t+1)} R_{is} V_{iljln} R_{ils} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq i, l \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq l}}^F V_{imn}^{(t)} R_{is} V_{iljln} R_{ils} \right) \quad (5.4.14)
 \end{aligned}$$

Εφόσον $V_{qmn}^{(t+1)} = 1$, $V_{imn}^{(t+1)} = 0$ ($i \neq q$), $V_{lmn}^{(t)} = 1$ και $V_{imn}^{(t)} = 0$ ($i \neq l$), η διαφορά ενέργειας στην εξίσωση (5.4.14) διαμορφώνεται ως εξής:

$$\begin{aligned}
 \Delta E &= \frac{C_2}{2} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^T V_{qjlk1} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq l}}^T V_{ljlk1} \right) \\
 &+ \frac{C_3}{2} \left((1 - P_q)^2 - (1 - P_l)^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N P_i^2 - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N P_i^2 \right) \\
 &+ \frac{C_5}{2} (G_{qmn}^2 H(G_{qmn}) - G_{lmn}^2 H(G_{lmn})) \\
 &+ \frac{C_6}{2} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq l}}^F R_{qs} V_{iljln} R_{ils} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq l}}^F R_{ls} V_{iljln} R_{ils} \right) \quad (5.4.15)
 \end{aligned}$$

Η ανάπτυξη του όρου C_3 στην εξίσωση (15) δίνει:

$$\frac{C_3}{2} \left(1 - 2P_q + \left(P_q^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N P_i^2 \right) - 1 + 2P_l - \left(P_l^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N P_i^2 \right) \right) = C_3(P_l - P_q) \quad (5.4.16)$$

Αφαιρώντας την εξίσωση (5.4.12) από την εξίσωση (5.4.13) έχουμε:

$$\begin{aligned} Net_{lmn} - Net_{qmn} &= \frac{C_2}{2} \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{k=1}^T V_{qj1k1} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{k=1}^T V_{lj1k1} \right) \\ &+ C_3(P_l - P_q) + C_3 + \frac{C_5}{2} (G_{qmn}^2 H(G_{qmn}) - G_{lmn}^2 H(G_{lmn})) \\ &+ \frac{C_6}{2} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq q}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{s=1}^F R_{qs} V_{ilj1n} R_{ils} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq l}}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^M \sum_{s=1}^F R_{ls} V_{ilj1n} R_{ils} \right) \end{aligned} \quad (5.4.17)$$

Συγκρίνοντας τις εξισώσεις (5.4.15) και (5.4.17) βλέπουμε ότι:

$$\Delta E = Net_{lmn} - Net_{qmn} - C_3$$

που σημαίνει ότι η διαφορά ενέργειας κατά την ενημέρωση των τιμών των νευρώνων είναι αρνητική, δηλαδή $\Delta E < 0$. Με άλλα λόγια, η συνάρτηση ενέργειας φθίνει σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου και επομένως το σύστημα συγκλίνει σε μια ελάχιστη τιμή.

5.2.1.6 Προσομοίωση και αποτελέσματα

Το σύστημα αποτελείται από παράλληλους επεξεργαστές μικρής κλίμακας με κοινή μνήμη σε ένα περιβάλλον με πολλαπλές διαδικασίες που εκτελούνται παράλληλα ενώ μοιράζονται τους πόρους των επεξεργαστών και του συστήματος. Ο πίνακας 1 περιέχει τους σταθερούς όρους στην συνάρτηση ενέργειας του δικτύου. Η προσομοίωση περιλαμβάνει δυο διαφορετικά συστήματα και 8 διαφορετικές μελέτες περιπτώσεων (μ.π 1-2). Το πρώτο σύστημα αποτελείται από 4 διαδικασίες (εργασίες) και 2 επεξεργαστές (μηχανές) και εφαρμόζονται 2 μελέτες περιπτώσεων. Το δεύτερο σύστημα που προσομοιώνεται αποτελείται από 5 διεργασίες και 2 μηχανές και στο οποίο εφαρμόζονται 6 μελέτες περιπτώσεων (μ.π 3-8). Οι πίνακες 2 και 3 παρουσιάζουν τις απαιτήσεις σε πόρους για τα 2 διαφορετικά συστήματα, ενώ οι πίνακες 4 και 5 τους χρόνους εκτέλεσης και τις προθεσμίες των εργασιών για τα 2 συστήματα, αντίστοιχα. Ακόμα, ένας αριθμός αρχικών καταστάσεων του δικτύου, 6 για το πρώτο σύστημα (μ.π 1 και 2) και 8 για το δεύτερο σύστημα (μ.π 3-8), παρουσιάζεται στους πίνακες 6-10. Στα διαγράμματα 2 και 3

φαίνονται τα τελικά προγράμματα των διεργασιών για το πρώτο σύστημα (μ.π 1 και 2), ενώ στα διαγράμματα 4-6 φαίνονται τα τελικά προγράμματα για το δεύτερο σύστημα (μ.π 3, 4, 7-8, αντίστοιχα). Τέλος, στο διάγραμμα 7 φαίνεται η καμπύλη της συνάρτησης ενέργειας του δικτύου CHNN για το πρώτο σύστημα (μ.π 1 και 2), ενώ στα διαγράμματα 8 και 9 φαίνεται η καμπύλη της συνάρτησης ενέργειας για το δεύτερο σύστημα (μ.π 3 και 4 και μ.π 5-8, αντίστοιχα).

Πίνακας 5.4.10: Συντελεστές βαρών του δικτύου CHNN

C_1	C_2	C_3	C_4
4.0	1.0	3.0	1.0

Πίνακας 5.4.11

Απαιτήσεις πόρων (Σύστημα 1: μ.π 1, 2)

Διεργασία Πόροι	R_1	R_2	R_3
1	1	0	0
2	0	0	1
3	0	1	0
4	1	0	0

Πίνακας 5.4.3

Απαιτήσεις πόρων (Σύστημα 2: μ.π 3-8)

Διεργασία Πόροι	R_1	R_2	R_3	R_4
1	1	0	0	0
2	0	1	0	0
3	0	0	1	0
4	0	0	0	1
5	1	0	0	1

Πίνακας 5.4.4

Χρονικές σταθερές (Σύστημα 1: μ.π 1, 2)

Διεργασία	Απαιτούμενος χρόνος	Χρονικό όριο
1	4	6
2	3	4
3	3	6
4	2	3

Πίνακας 5.4.5

Χρονικές σταθερές (Σύστημα 2: μ.π 3-8)

Διεργασία	Απαιτούμενος χρόνος	Χρονικό όριο
1	2	3
2	5	8
3	3	4
4	4	8
5	2	5

5.4 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Πίνακας 5.4.6

Αρχικές συνθήκες του δικτύου CHNN (μ.π 1)

Διεργασία Συνθήκες	1	2	3	4	5	6
<i>Μηχανή 1</i>						
1	1	0	1	0	0	0
2	0	1	0	1	0	1
3	1	0	0	0	1	1
4	0	1	1	0	1	0
<i>Μηχανή 2</i>						
1	1	0	1	0	0	0
2	1	0	1	0	0	1
3	0	1	0	1	0	1
4	1	0	0	0	0	0

Πίνακας 5.4.7

Αρχικές συνθήκες του δικτύου CHNN (μ.π 2)

Διεργασία Συνθήκες	1	2	3	4	5	6
<i>Μηχανή 1</i>						
1	0	0	0	1	0	1
2	1	0	1	0	1	0
3	1	1	0	0	0	1
4	0	1	0	1	1	0
<i>Μηχανή 2</i>						
1	0	0	0	1	0	1
2	1	0	0	1	0	1
3	1	0	1	0	1	0
4	0	0	0	0	0	1

Πίνακας 5.4.8

Αρχικές συνθήκες του δικτύου CHNN (μ.π 3)

Διεργασία Συνθήκες	1	2	3	4	5	6	7	8
<i>Μηχανή 1</i>								
1	1	0	1	0	0	0	1	0
2	0	1	0	1	0	1	0	0
3	1	0	0	0	1	1	1	1
4	0	1	1	0	1	0	0	0
5	0	1	0	1	0	1	0	1
<i>Μηχανή 2</i>								
1	1	0	1	0	1	0	1	1
2	1	0	1	0	0	1	0	0
3	0	1	0	1	0	1	0	1
4	1	0	0	0	0	0	1	0
5	0	0	0	0	1	1	1	1

Πίνακας 5.4.9

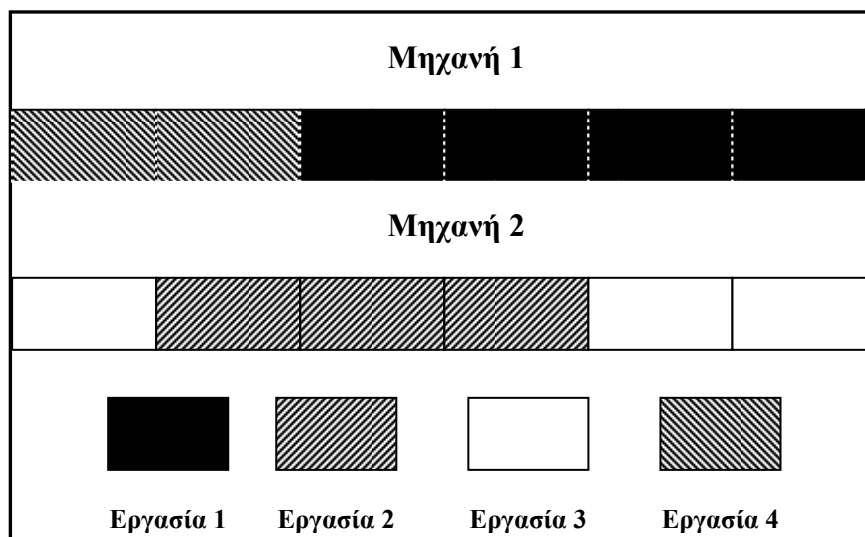
Αρχικές συνθήκες του δικτύου CHNN (μ.π 4)

Διεργασία Συνθήκες	1	2	3	4	5	6	7	8
<i>Μηχανή 1</i>								
1	0	1	0	0	0	1	0	1
2	0	0	1	0	1	0	1	0
3	1	1	1	1	0	0	0	1
4	0	0	0	1	0	1	1	0
5	1	0	1	0	1	0	1	0
<i>Μηχανή 2</i>								
1	1	1	0	1	0	1	0	1
2	0	0	1	0	0	1	0	1
3	1	0	1	0	1	0	1	0
4	0	1	0	0	0	0	0	1
5	1	1	1	1	0	0	0	0

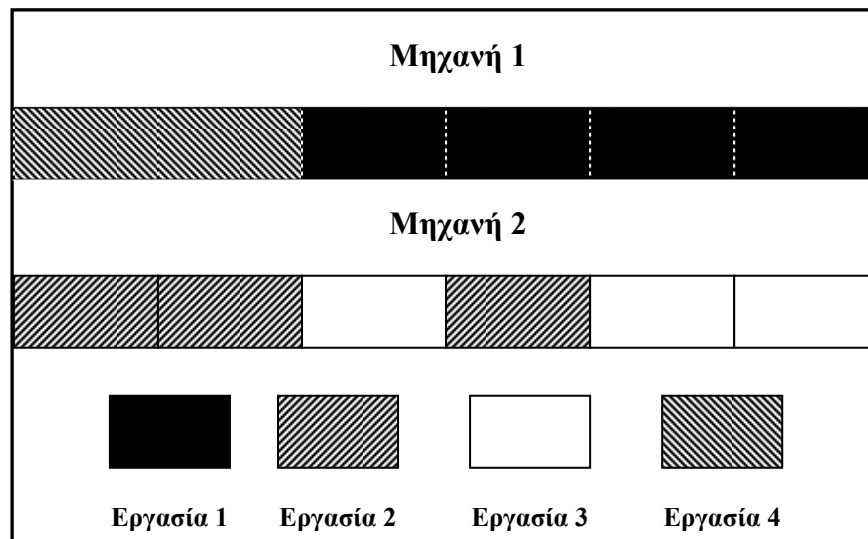
Πίνακας 5.4.10

Αρχικές συνθήκες του δικτύου CHNN (μ.π 5: $\alpha = 0$, $b = 0$, μ.π 6: $\alpha = 1$, $b = 0$, μ.π 7: $\alpha = 0$, $b = 1$, μ.π 8: $\alpha = 1$, $b = 1$)

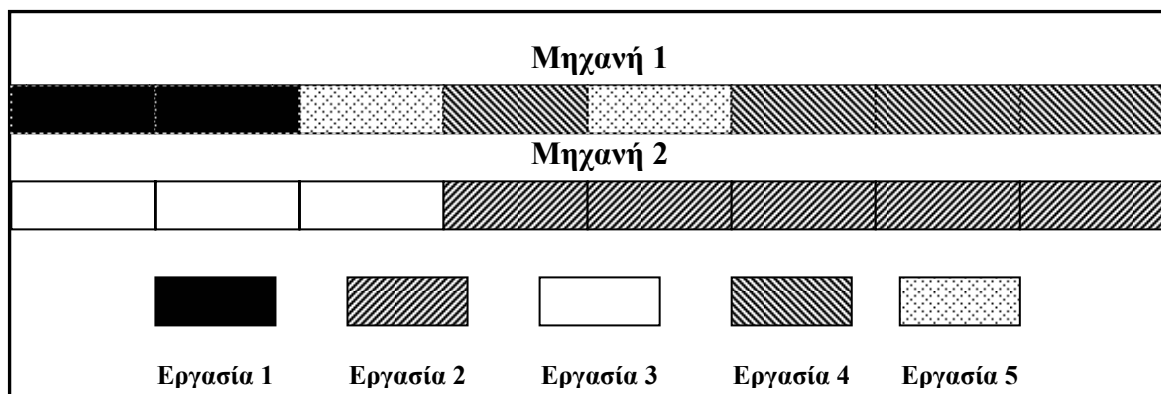
Διεργασία Συνθήκες	1	2	3	4	5	6	7	8
Μηχανή 1								
1	α	α	α	α	α	α	α	α
2	α	α	α	α	α	α	α	α
3	α	α	α	α	α	α	α	α
4	α	α	α	α	α	α	α	α
5	α	α	α	α	α	α	α	α
Μηχανή 2								
1	b	b	b	b	b	b	b	b
2	b	b	b	b	b	b	b	b
3	b	b	b	b	b	b	b	b
4	b	b	b	b	b	b	b	b
5	b	b	b	b	b	b	b	b



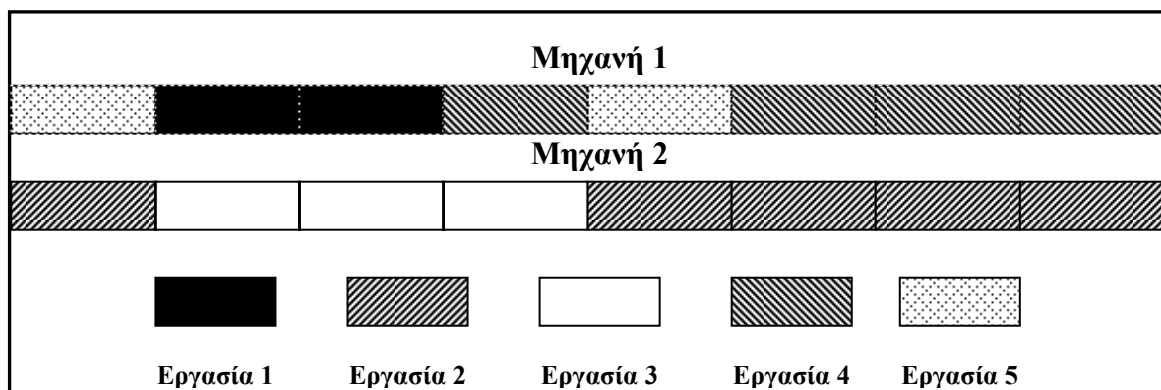
Σχήμα 5.4.3: Τελικό πρόγραμμα εργασιών για την μελέτη περιπτώσεων 1



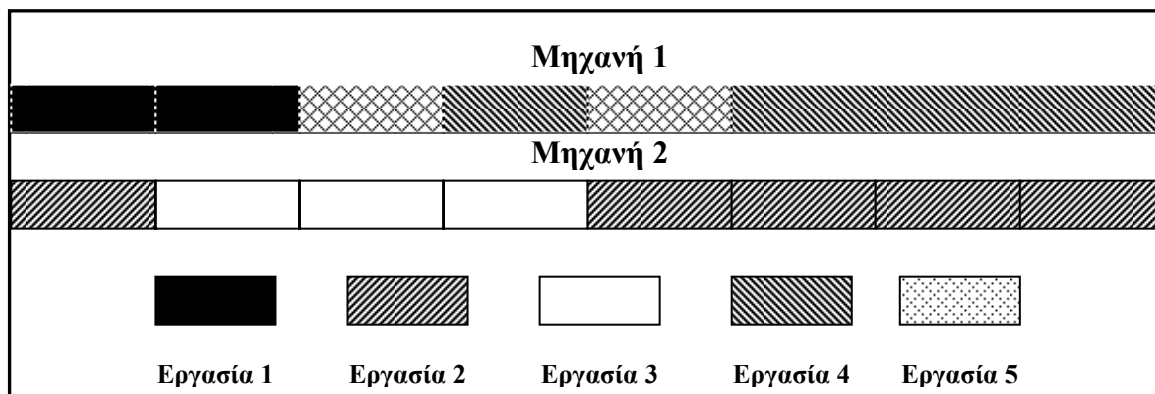
Σχήμα 5.4.4: Τελικό πρόγραμμα εργασιών για την μελέτη περιπτώσεων 2



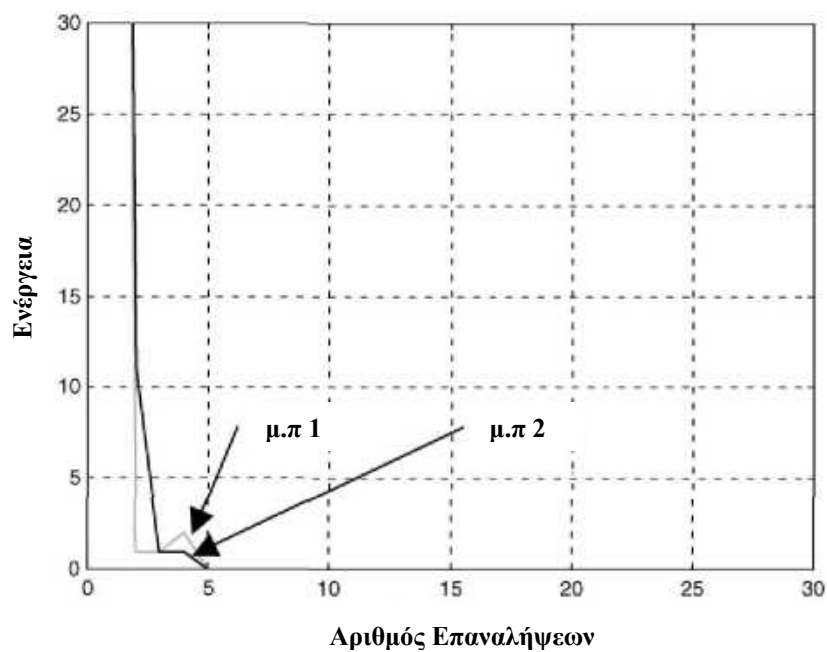
Σχήμα 5.4.5: Τελικό πρόγραμμα εργασιών για την μελέτη περιπτώσεων 3



Σχήμα 5.4.6: Τελικό πρόγραμμα εργασιών για την μελέτη περιπτώσεων 4

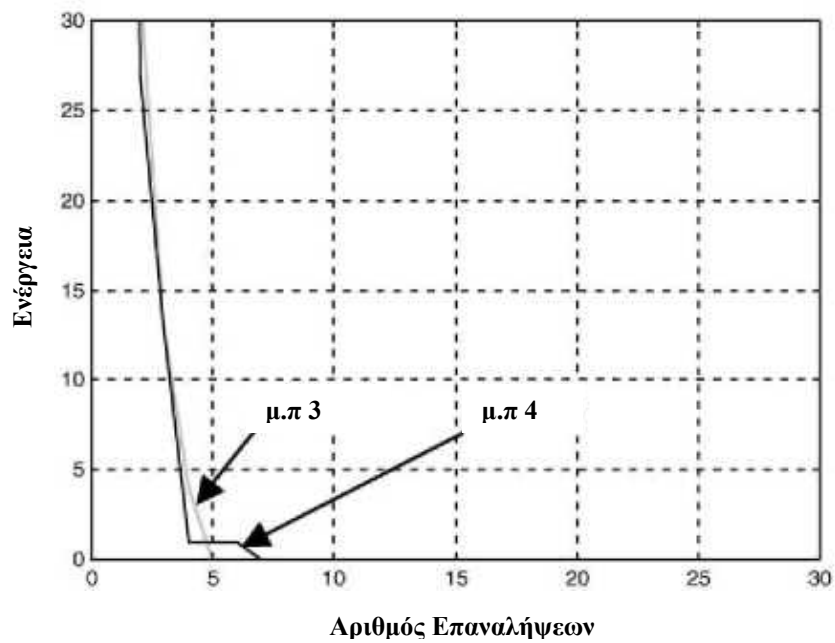


Σχήμα 5.4.6: Τελικό πρόγραμμα εργασιών για την μελέτη περιπτώσεων 7 και 8

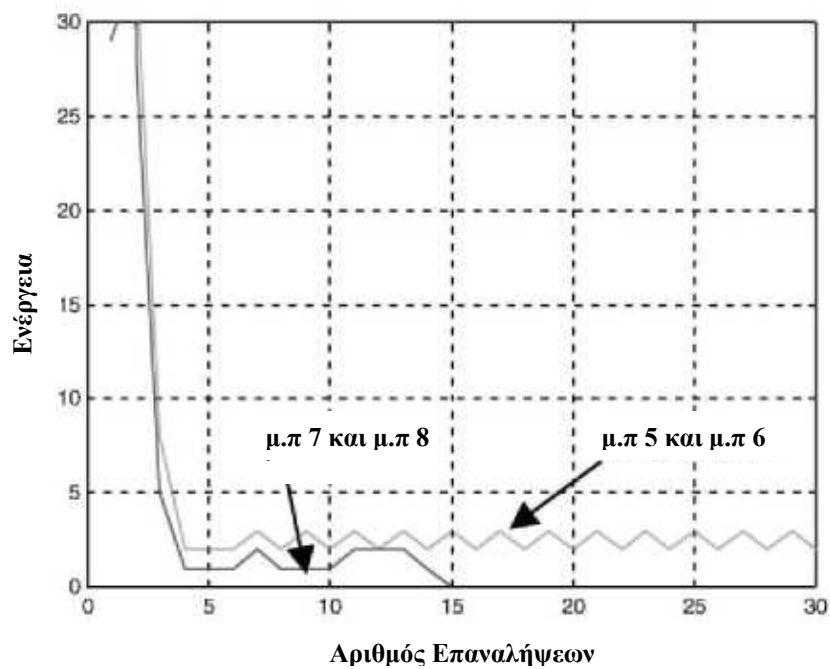


Σχήμα 5.4.7: Καμπύλη ενέργειας για τις μελέτες περιπτώσεων 1 και 2

5.4 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ



Σχήμα 5.4.8: Καμπύλη ενέργειας για τις μελέτες περιπτώσεων 3 και 4



Σχήμα 5.4.9: Καμπύλη ενέργειας για τις μελέτες περιπτώσεων 5 έως 8

Συμπεράσματα

Το νευρωνικό δίκτυο Hopfield ενσωματώνει μια δευτέρου βαθμού συνάρτηση ενέργειας, η οποία οδηγεί σε ένα δίκτυο με πολύ μεγάλο αριθμό διασυνδέσεων μεταξύ των νευρώνων και επομένως σε ένα πρόβλημα υψηλής διαστατικότητας. Αυτό σημαίνει ότι ο αριθμός των υπολογισμών που απαιτούνται αυξάνεται σημαντικά (NP-hard προβλήματα) με την αύξηση του μεγέθους του προβλήματος. Ο ανταγωνιστικός κανόνας μείωσε τους όρους περιορισμών στη συνάρτηση ενέργειας (στους 4 από τους 6), απλοποιώντας το δίκτυο και μειώνοντας τις διασυνδέσεις μεταξύ των νευρώνων. Επομένως, το δίκτυο CHNN είναι ένα ελαφρύτερο σχήμα που βοηθά στον περιορισμό του προβλήματος της διαστατικότητας.

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης καταδεικνύουν μερικά σημαντικά συμπεράσματα για το δίκτυο CHNN και τα χαρακτηριστικά του.

1. Με το τυχαίο καθορισμό των αρχικών τιμών των νευρώνων το δίκτυο παράγει εφικτά προγράμματα για το συγκεκριμένο πρόβλημα.
2. Παρόλο που μεγαλύτερες αρχικές τιμές των νευρώνων παράγουν μεγαλύτερες αρχικές τιμές ενέργειας, αυτές οι τιμές μειώνονται δραματικά με τις πρώτες επαναλήψεις του αλγόριθμου.
3. Ο ρυθμός σύγκλισης εξαρτάται από τις αρχικές τιμές των νευρώνων, όπως φαίνεται και στις μελέτες περιπτώσεων 3-8 στους πίνακες 5.4.8, 5.4.9 και 5.4.10. Γενικά, οι αρχικές καταστάσεις που ακολουθούν τυχαία κατανομή παράγουν ταχύτερες και στιβαρές λύσεις, όπως φαίνεται στις μελέτες περιπτώσεων 1-4.
4. Ο πίνακας των συναπτικών βαρών της εξίσωσης (5.4.6), παρόλο που είναι συμμετρικός (δηλαδή $W_{xyzijk} = W_{ijkxyz}$), όλα του τα στοιχεία είναι μη μηδενικά ($W_{xyzijk} \neq 0$). Επομένως, το δίκτυο μπορεί να εκτελέσει ταλάντωση κατά την εξέλιξή του, Hopfield και Tank (1986) και Takeda και Goodman (1986). Συνεπώς δεν υπάρχει εγγύηση για την επίτευξη λύσεως σε όλες τις περιπτώσεις. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φανερώνουν ότι το δίκτυο, στις μελέτες περιπτώσεων 5 και 6, παρουσιάζει ασταθή εξέλιξη με αποτέλεσμα την αδυναμία παραγωγής λύσεων. Από την άλλη, στις μελέτες περιπτώσεων 1, 2, 3, 4, 7 και 8 η ταλάντωση οδήγησε σε σύγκλιση, όπως φαίνεται και από τα διαγράμματα 5.4.7 έως 5.4.9.

Επιπλέον, ο προσδιορισμός των συντελεστών βαρών είναι ένα σημαντικό μειονέκτημα των νευρωνικών δικτύων Hopfield. Παρόλα αυτά, το σύνολο των πινάκων με τα βάρη που χρησιμοποιήθηκαν στην προσομοίωση δεν είναι και τα μοναδικά που μπορούν να οδηγήσουν στη σωστή λειτουργία του δικτύου. Στη μελέτη αυτή χρησιμοποιήθηκε ένα ακόμα

“έγκυρο” διάνυσμα βαρών $C = \{C_2 = 1.3, C_3 = 0.3, C_5 = 1.5 \text{ και } C_6 = 1.2\}$. Όπως είναι κατανοητό, διαφορετικά σύνολα συντελεστών βαρών οδηγούν σε διαφορετική εξέλιξη του δικτύου.

Το νευρωνικό δίκτυο Hopfield είναι γνωστό για την ιδιότητά του να παγιδεύεται συχνά σε ένα τοπικό ελάχιστο. Η τεχνική της προσομοιωμένης ανόπτησης μπορεί να επιλύσει αποτελεσματικά το πρόβλημα αυτό, απαιτεί όμως περισσότερες επαναλήψεις του αλγορίθμου. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό ενός αλγορίθμου προγραμματισμού εργασιών είναι η αποτελεσματικότητά του ή αλλιώς η απόδοσή του, δηλαδή με ποιο τρόπο αυξάνεται ο χρόνος εκτέλεσής του με το μέγεθος του προβλήματος. Η πιο ικανή παράμετρος για την μέτρηση της απόδοσης του δικτύου CHNN είναι ο αριθμός των επαναλήψεων που απαιτείται για τη σύγκλιση σε μια λύση. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος χρειάζεται ένα μέσο όρο 5-15 επαναλήψεων για να συγκλίνει σε μια λύση. Όταν οι αρχικές τιμές τίθενται τυχαία, ένας ελάχιστος αριθμός 5 επαναλήψεων είναι αρκετός για τη σύγκλιση. Κάθε επανάληψη προϋποθέτει την ενημέρωση κάθε στήλης του δικτύου CHNN. Ο αριθμός των νευρώνων του δικτύου είναι $N \times M \times T$ και ο χρόνος εκτέλεσης των υπολογισμών είναι ίσος με το γινόμενο του αριθμού των νευρώνων του δικτύου επί τον χρόνο εκτέλεσης υπολογισμών του κάθε νευρώνα (ανάλογος με $N \times M$). Συνεπώς, η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου είναι της τάξης του $O(N^2 M^2 T)$. Για παράδειγμα, στην περίπτωση μιας μηχανής με 20 εργασίες και χρόνο επεξεργασίας της κάθε εργασίας 1 χρονική μονάδα, τότε ο συνολικός αριθμός προγραμμάτων φτάνει τα $20!$. Αντίθετα, το δίκτυο CHNN στην περίπτωση αυτή αποτελείται από $20 \times 1 \times 20$ νευρώνες και μέγιστο αριθμό 15 επαναλήψεων. Ο χρόνος εκτέλεσης υπολογισμών είναι ανάλογος με 20 φορές τον υπολογισμό για κάθε κατάσταση (διασυνδέσεις, τιμές των νευρώνων, ενέργεια και υπόλοιπες ποσότητες). Οπότε ο συνολικός αριθμός υπολογισμών είναι ανάλογος της ποσότητας $20 \times 20 \times 20 \times 15 = 120,000$ υπολογισμοί για κάθε κατάσταση, αριθμός κατά πολύ μικρότερος του $20!$. Παρόλα αυτά, για ένα πρόβλημα με 100 εργασίες και 5 μηχανές ο αριθμός αυτός ανέρχεται στους περίπου 375,000,000 υπολογισμούς για κάθε κατάσταση του δικτύου. Αυτό σημαίνει ότι για προβλήματα μεγάλης κλίμακας ακόμα και το απλουστευμένο μοντέλο CHNN χρειάζεται πολύ μεγάλο χρόνο για να συγκλίνει σε μια λύση. Έτσι, για περιπτώσεις μεγάλης κλίμακας, το πρόβλημα της διαστατικότητας είναι ένα σημαντικό μειονέκτημα για το δίκτυο CHNN. Μια μελλοντική έρευνα θα πρέπει εξετάσει νέους τρόπους για να μειωθεί εκ νέου η πολυπλοκότητα του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών.

Στη μελέτη αυτή, διερευνάται κυρίως το πρόβλημα της κατανομής πόρων. Για πρακτικούς λόγους, το πρόβλημα μπορεί να επεκταθεί ώστε να ενσωματώσει τη χρονική σχέση

των απαιτούμενων πόρων για κάθε εργασία. Πιο αναλυτικά, κάθε εργασία απαιτεί διαφορετικούς πόρους σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Αντίστοιχα η συνάρτηση ενέργειας του προβλήματος μπορεί να αναδιατυπωθεί με την προσθήκη επιπλέον όρων για να ικανοποιήσει τους επιπλέον περιορισμούς.

5.5 Η εφαρμογή των υβριδικών δικτύων

Η πλειοψηφία των υβριδικών ΤΝΔ εμφανίστηκαν την τελευταία δεκαετία και είχαν ως στόχο να υπερνικήσουν τις αδυναμίες της μεθοδολογίας των ΤΝΔ. Λόγω της σχετικά πρόσφατης εμφάνισής τους, δεν υπάρχουν πολλές μελέτες στην βιβλιογραφία σχετικές με τα υβριδικά ΤΝΔ. Παρόλα αυτά, παρατηρείται μια συνεχώς αυξανόμενη τάση που αφορά τον συνδυασμό ΤΝΔ με διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων, όπως ο προγραμματισμός εργασιών, με πολύ καλά αποτελέσματα. Στις επόμενες παραγράφους, παρουσιάζονται χρονολογικά οι σημαντικότερες βιβλιογραφικές μελέτες πάνω στα υβριδικά ΤΝΔ, ενώ επιλέγονται και δύο από αυτές για περαιτέρω ανάλυση.

5.5.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση των ΝΔ Hopfield στον προγραμματισμό εργασιών

Οι Rabelo et al. (1989, 1992) και ο Rabelo (1990), χρησιμοποίησαν ένα υβριδικό σύστημα (IFMSS) που αποτελείται από ένα έμπειρο σύστημα και ένα ΤΝΔ με αλγόριθμο προς-τα-πίσω διάδοσης των σφαλμάτων (back-propagation), για την επίλυση δυναμικών προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών σε περιβάλλοντα ευέλικτων συστημάτων παραγωγής (FMS). Η συγκεκριμένη προσέγγιση χρησιμοποιεί αναγνώριση προτύπων και μοντέλα εξαγωγής συμπερασμάτων για την ανεύρεση μιας καλής λύσης. Ο Rabelo, βελτίωσε περαιτέρω το σύστημα του το 1993 με την προσθήκη προσομοίωσης και γενετικών αλγορίθμων στην αρχιτεκτονική ελέγχου του (Rabelo et al. 1993, Yih et al. 1994).

Οι Sim et al. (1994) συνδύασαν επίσης ένα έμπειρο σύστημα με ένα back-propagation ΤΝΔ για την επίλυση του δυναμικού προβλήματος προγραμματισμού εργασιών. Το έμπειρο σύστημα χρησιμοποιήθηκε για να μειωθεί ο χρόνος που απαιτείται για την εκπαίδευση του ΤΝΔ επιτρέποντας τις διακριτές μονάδες του δικτύου να εκπαιδευτούν ξεχωριστά. Το ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκε για να μάθει και να αντιμετωπίσει τις περίπλοκες αλληλεπιδράσεις των διαφορετικών υποθέσεων του προγραμματισμού εργασιών χωρίς να είναι αναγκαίες οι χρονοβόρες διαδικασίες απόκτησης γνώσης.

Οι Dagli και Sittisathanchai (1995) πρότειναν ένα γενετικό νευρο-προγραμματιστή για προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, ενώ οι Liu και Dong (1996) ανέπτυξαν ένα ΤΝΔ, το οποίο είναι ικανό να επιλέγει τον κατάλληλο κανόνα ταξινόμησης για μια δεδομένη κατάσταση. Αργότερα, οι Heywood et al. (1997) περιέγραψαν την εφαρμογή ενός υβριδικού ΤΝΔ για το πρόβλημα επανα-προγραμματισμού παρτίδων, ενώ οι Lee et al. (1997) ανέπτυξαν ένα υβριδικό σύστημα προγραμματισμού εργασιών για τη βιομηχανία Daewoo. Οι Chih-Ting Du και Wolfe (1997), ανέλυσαν το θέμα την ενσωμάτωση ασαφούς λογικής στα ΤΝΔ για την επίλυση δυναμικών προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών και οι Kim et al. (1998), πρότειναν μια ολιστική προσέγγιση επαγωγικής μάθησης και ανταγωνιστικών ΤΝΔ, για την

ανάπτυξη προγραμματιστών βιομηχανικά συστήματα FMS πολλαπλών κριτηρίων. Οι Luh et al. (1999) συνδύασαν την ιδέα της βελτιστοποίησης με τη χρήση ΤΝΔ και την τεχνική της Λαγκρανζιανής χαλάρωσης, έτσι ώστε να σχεδιάσουν μια πρωτοποριακή αρχιτεκτονική για την επίλυση προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών.

Το έτος 2000, εμφανίστηκαν στη βιβλιογραφία ποικίλες πρωτοποριακές εφαρμογές. Μια από αυτές αποτελεί ένα σύστημα επανα-προγραμματισμού εργασιών που βασίζεται που προτάθηκε από τους Li et al. (2000). Το σύστημα αυτό ενσωματώνει διαφορετικές τεχνικές και μεθόδους, συμπεριλαμβανομένων της προσομοίωσης, των ΤΝΔ, των έμπειρων συστημάτων και των κανόνων ταξινόμησης και ασχολείται με τέσσερις πηγές διαταράξεων στον τομέα της παραγωγής, τις λανθασμένες εργασίες, τις βλάβες των μηχανών, την επαν-επεξεργασία λόγω προβλημάτων ποιότητας και την αιφνίδια υψηλή ζήτηση.

Οι Yang και Wang (2001), παρουσίασαν μια νέα υβριδική προσέγγιση ενός προσαρμοστικού ΤΝΔ και ευρετικών μεθόδων για την επίλυση του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών. Το προτεινόμενο ΤΝΔ έχει την ιδιότητα να προσαρμόζει τα βάρη των συνδέσεων του και τα κατώφλια ενεργοποίησης των νευρώνων του καθώς κατευθύνεται προς τη λύση του προβλήματος. Οι ευρετικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται για την επιτάχυνση της διαδικασίας.

Οι Park, Kim, και Lee (2000), εξέτασαν το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών σε παράλληλες μηχανές, με κριτήριο τη μέση σταθμισμένη καθυστέρηση. Οι συγγραφείς πρότειναν μια επέκταση του κανόνα ταξινόμησης *ATCS* των Lee et al. (1997), η οποία κάνει χρήση κάποιων παραμέτρων κλίμακας για τον υπολογισμό του δείκτη προτεραιότητας της κάθε εργασίας. Οι παράμετροι αυτοί χρησιμοποιούνται ως ένας μηχανισμός συντονισμού για την ρύθμιση του δείκτη προτεραιότητας ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του προβλήματος. Για τον καθορισμό αυτών των παραμέτρων, έγινε επιλογή τεσσάρων παραγόντων που περιγράφουν τις ιδιότητες του προβλήματος σε ικανοποιητικό βαθμό. Επίσης χρησιμοποιήθηκε και μια ευρετική μέθοδος παρεμβολής καμπυλών για την προσέγγιση των εξισώσεων των παραμέτρων. Τέλος, έγινε επιλογή ενός πέμπτου, πρόσθετου παράγοντα και χρησιμοποιήθηκε ένα ΤΝΔ για τη λήψη ακριβέστερων τιμών των παραμέτρων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, η προτεινόμενη προσέγγιση απέδωσε καλύτερα από την εφαρμογή των Lee et al. (1997) και μιας απλής εφαρμογής του κανόνα *ATCS*.

Τέλος, οι Yu και Liang (2001), πρότειναν ένα υβριδικό μοντέλο με συνδυασμό ΤΝΔ και ΓΑ για την επίλυση του εκτεταμένου προβλήματος προγραμματισμού εργασιών σε ένα κατάστημα εργασιών (*EJSSP*). Ο ΓΑ χρησιμοποιήθηκε για τη βελτιστοποίηση της ακολουθίας των εργασιών, ενώ το ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκε για τη βελτιστοποίηση των χρόνων

έναρξης των διεργασιών σε μια δεδομένη ακολουθία. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, η προτεινόμενη προσέγγιση αποτελεί μια ισχυρή βάση επίλυση του προβλήματος *EJSSP*.

Οι δύο παραπάνω μελέτες παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες παραγράφους.

5.5.2 ΠΕ σε παράλληλες μηχανές με την εφαρμογή ΤΝΔ και ευρετικών κανόνων

Ο προγραμματισμός εργασιών (ΠΕ) σε παράλληλες όμοιες μηχανές είναι μια συχνή περίπτωση στα βιομηχανικά συστήματα. Η μελέτη αυτή ασχολείται με το πρόβλημα επεξεργασίας ενός συνόλου εργασιών, οι οποίες βρίσκονται σε μια ουρά αναμονής, μπροστά από ένα αριθμό παράλληλων πανομοιότυπων μηχανών. Μεταξύ της ολοκλήρωσης μιας εργασίας και την εκκίνησης μιας άλλης, απαιτείται ένας συγκεκριμένος χρόνος προετοιμασίας της μηχανής, ο οποίος εξαρτάται από την εκάστοτε ακολουθία εργασιών. Ο αντικειμενικός σκοπός του προβλήματος, είναι να βρεθεί μια ακολουθία εργασιών σε κάθε μηχανή έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται η συνολική σταθμισμένη καθυστέρηση.

Σε κάθε εργασία αντιστοιχεί μια προθεσμία, ένας συντελεστής ποινής (βάρος) καθυστέρησης, ένας προκαθορισμένος χρόνος επεξεργασίας και ένας χρόνος προετοιμασίας, ο οποίος διαφέρει ανάλογα με την προηγούμενη εργασία που εκτελέστηκε στην μηχανή. Είναι γνωστό ότι το πρόβλημα είναι *NP-hard*, ακόμα και στην περίπτωση μιας και μόνο μηχανής. Για το λόγο αυτό, αναπτύχθηκε ένας αριθμός ευρετικών αλγορίθμων για να βρεθούν τα βέλτιστα προγράμματα εργασιών σε περιβάλλον παράλληλων μηχανών. Μια δημοφιλής ευρετική τεχνική για το πρόβλημα της συνολικής σταθμισμένης καθυστέρησης, αποτελεί η χρήση κανόνων ταξινόμησης (*dispatching rules*), οι οποίοι αναθέτουν μια τιμή προτεραιότητας σε κάθε εργασία. Η προτεραιότητα κάθε εργασίας μπορεί να υπολογιστεί ως συνάρτηση διαφόρων παραγόντων, όπως ο χρόνος επεξεργασίας, η προθεσμία, το βάρος καθώς και παραγόντων από το περιβάλλον της μηχανής.

Οι κανόνες της νωρίτερης προθεσμίας (*EDD*) και του σταθμισμένου μικρότερου χρόνου επεξεργασίας (*WSPT*), είναι οι απλούστεροι από το σύνολο των κανόνων ταξινόμησης. Αυτοί οι κανόνες όμως δεν είναι σε θέση να παράγουν “καλές” λύσεις κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες. Για παράδειγμα, οι κανόνες *EDD*, ελάχιστου περιθωρίου (*MSLACK*) και περιθωρίου ανά απομένοντα χρόνο επεξεργασίας (*S/RPT*), αποδίδουν καλά σε επίπεδα χαμηλού φόρτου εργασιών, αλλά η απόδοσή τους υποβαθμίζεται σε υπερφορτωμένα καταστήματα εργασιών. Από την άλλη, δημοφιλείς κανόνες όπως ο μικρότερος χρόνος επεξεργασίας (*SPT*) αποτυγχάνει σε περιβάλλοντα με χαμηλά φορτία και μεγάλες προθεσμίες Elvers και Taube, (1983).

Ένας αριθμός κανόνων ταξινόμησης που σχεδιάστηκαν για το πρόβλημα της σταθμισμένης ολικής καθυστέρησης είναι το κόστος ανά χρόνο (*COVERT*) του Carroll (1965), το κόστος της φαινόμενης καθυστέρησης (*ATC*) των Vepsalainen και Morton (1987) και το κόστος της φαινόμενης καθυστέρησης και προετοιμασίας (*ATCS*) των Lee και Pinedo (1992) και Lee, Bhaskaran και Pinedo (1997).

5.5.2.1 Το πρόβλημα και η ανασκόπηση των κανόνων ταξινόμησης

Έστω n διαθέσιμες εργασίες στην ουρά αναμονής τη χρονική στιγμή 0 και m πανομοιότυπες παράλληλες μηχανές. Η εργασία j έχει χρόνο επεξεργασίας p_j , βάρος w_j και προθεσμία d_j . Εάν η εργασία j ακολουθείται από την εργασία k , απαιτείται ένας χρόνος προετοιμασίας S_{jk} από τη μηχανή για να μπορεί να επεξεργαστεί την εργασία j . Αυτός ο χρόνος είναι ανεξάρτητος από τη μηχανή αλλά εξαρτάται από την δεδομένη ακολουθία εργασιών στην μηχανή. Εάν το C_j δηλώνει το χρόνο ολοκλήρωσης της εργασίας j , τότε η καθυστέρηση της εργασίας j εκφράζεται από την σχέση $T_j = \max\{C_j - d_j, 0\}$. Επομένως η αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος είναι $\sum w_j T_j$.

Ο πρώτος σύνθετος κανόνας ταξινόμησης που προτάθηκε για το πρόβλημα της σταθμισμένης ολικής καθυστέρησης είναι ο *COVERT*, που προτάθηκε από τον Carroll, (1965). Αρχικά σχεδιάστηκε για τα περιβάλλοντα μιας μηχανής και παράλληλων μηχανών, αλλά μπορεί να προσαρμοστεί και στο γενικότερο πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών με n -εργασίες και m -μηχανές. Στον κανόνα αυτό, η επιτακτικότητα (*urgency*) μιας εργασίας αυξάνει γραμμικά καθώς το περιθώριο στην προθεσμία (*slack*) μειώνεται. Επομένως, η ταξινόμηση των καθυστερημένων εργασιών γίνεται με βάση τον κανόνα *SPT*, ενώ οι εργασίες με μεγάλα περιθώρια προθεσμιών έχουν χαμηλές προτεραιότητες.

Οι Vepsalainen και Morton (1987), ανέπτυξαν ένα εναλλακτικό κανόνα που καλείται *ATC*. Ενσωμάτωσαν το βάρος w_j της εργασίας j μέσα στον ίδιο τον κανόνα. Η προτεραιότητα κάθε εργασίας στον κανόνα *ATC* σε μια χρονική στιγμή t φαίνεται στον πίνακα 5.5.1. Το πρώτο τμήμα της εξίσωσης προτεραιότητας αναπαριστά τον κανόνα *WSPT* και το υπόλοιπο τμήμα δηλώνει ότι οι εργασίες με μεγάλο περιθώριο προθεσμίας, έχουν χαμηλή προτεραιότητα. Επομένως, ο κανόνας *ATC* είναι βασικά ο συνδυασμός του κανόνα *WSPT* και του κανόνα του Ελάχιστου Εναπομείναντος Περιθωρίου (*LSR*). Στον κανόνα *ATC*, παρόλα αυτά, η επίδραση του περιθωρίου προθεσμίας στην προτεραιότητα μιας εργασίας, μειώνεται εκθετικά με την αύξηση του περιθωρίου.

Οι Raman, Rachamadugu και Talbot (1989) πρότειναν μια τροποποίηση του κανόνα *ATC*, για να συμπεριλάβει και τους χρόνους προετοιμασίας. Ένας χρόνος προετοιμασίας S_{ji}

εισάγεται στην εξίσωση του νέου κανόνα όταν η εργασία j ακολουθείται από την εργασία l . Υπολογίζονται οι δείκτες προτεραιότητας όλων των εναπομενουσών εργασιών και προγραμματίζεται πρώτη αυτή με το μεγαλύτερο δείκτη. Ο κανόνας αυτός, τροποποιεί τον κανόνα ATC , αντικαθιστώντας το χρόνο επεξεργασίας μιας εργασίας με το άθροισμα του χρόνου επεξεργασίας και του απαραίτητου χρόνου προετοιμασίας.

Τέλος, οι Lee και Pinedo (1992) and ο Lee et al. (1997), ανέπτυξαν τον κανόνα $ATCS$. Ο κανόνας $ATCS$, σε αντίθεση με τον κανόνα ATC , διαχωρίζει την επίδραση του απομένοντος περιθωρίου προθεσμίας με την επίδραση του χρόνου προετοιμασίας. Η εξίσωση προτεραιότητας μιας εργασίας έχει πλέον δύο εκθετικούς όρους, έναν για το περιθώριο προθεσμίας και ένα για το χρόνο προετοιμασίας της μηχανής. Οι δύο αυτοί όροι ελέγχονται με μεγαλύτερη ακρίβεια χάρη στις παραμέτρους k_1 και k_2 . Οι δύο αυτοί παράμετροι καλούνται παράμετροι προεξέτασης (look ahead) ή παράμετροι κλίμακας (scaling). Ο κανόνας $ATCS$ περιγράφεται πιο αναλυτικά παρακάτω. Στον πίνακα 5.5.1 φαίνονται οι δείκτες προτεραιότητας όλων των παραπάνω κανόνων.

Πίνακας 5.5.2: Δείκτες προτεραιότητας για τους υπάρχοντες κανόνες

Κανόνας	Δείκτης Προτεραιότητας
COVERT (Carroll, 1965)	$I_j(t) = \frac{1}{p_j} \frac{(k\bar{p} - (d_j - p_j - t)^+)^+}{k\bar{p}}$
ATC (Vepsalainen & Morton, 1987)	$I_j(t) = \frac{w_j}{p_j} \exp\left(-\frac{(d_j - p_j - t)^+}{k\bar{p}}\right)$
ATC-modified (Raman et al., 1989)	$I_j(t, l) = \frac{w_j}{p_j + s_{lj}} \exp\left(-\frac{(d_j - p_j - s_{lj} - t)^+}{k\bar{p}}\right)$
ATCS (Lee et al., 1997)	$I_j(t, l) = \frac{w_j}{p_l} \exp\left(-\frac{(d_j - p_j - t)^+}{k_1\bar{p}}\right) \exp\left(-\frac{s_{lj}}{k_2\bar{s}}\right)$

όπου: $I_j(t)$ ο δείκτης προτεραιότητας της εργασίας j , t ο τρέχων χρόνος, p_j ο χρόνος επεξεργασίας της εργασίας j , w_j το βάρος της εργασίας j , d_j η προθεσμία της εργασίας j , s_{lj} ο χρόνος προετοιμασίας σε μια μηχανή όταν η εργασία j προηγείται της εργασίας l , \bar{p} ο μέσος όρος όλων των p_j , \bar{s} ο μέσος όρος όλων των s_{lj} , k, k_1, k_2 οι παράμετροι κλίμακας και $A^+ = \max\{A, 0\}$.

Ο κανόνας $ATCS$ των Lee et al. (1997), αποτελείται από 2 στάδια. Στο πρώτο στάδιο, ή αλλιώς στάδιο προ-επεξεργασίας, εκτελείται στατιστική ανάλυση τυχαία παραγόμενων παραδειγμάτων του προβλήματος και καθορίζονται οι σχέσεις για τον υπολογισμό του συνολικού χρόνου εκτέλεσης όλων των εργασιών (makespan) και 4 άλλων παραγόντων. Στο δεύτερο στάδιο, με την χρήση των παραπάνω εκτιμήσεων, υπολογίζονται οι τιμές των παραμέτρων κλίμακας για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Η ακολουθία των εργασιών καθορίζεται με την ανάθεση εργασιών στις μηχανές, σύμφωνα με τους δείκτες προτεραιότητας.

Οι 4 παράγοντες που χρησιμοποιούνται για να ποσοτικοποιήσουν τα χαρακτηριστικά του προβλήματος είναι: *το περιθώριο της προθεσμίας*, *το εύρος της προθεσμίας*, *ο δείκτης σημαντικότητας του χρόνου προετοιμασίας* και *ο παράγοντας εργασίας-μηχανής*.

Ο πρώτος παράγοντας είναι το *περιθώριο της προθεσμίας* (due date tightness), τ , το οποίο ορίζεται ως:

$$\tau = 1 - \frac{\bar{d}}{C_{\max}}$$

όπου \bar{d} είναι ο μέσος όρος όλων των προθεσμιών και C_{\max} είναι ο χρόνος ολοκλήρωσης της τελευταίας εργασίας που βγαίνει από το σύστημα. Η τιμή του τ εκτείνεται στο διάστημα $[0, 1]$, με την υπόθεση ότι όλες οι προθεσμίες είναι θετικές και μικρότερες του C_{\max} . Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του τ , τόσο πιο σφικτό είναι το πρόγραμμα. Προφανώς, το C_{\max} εξαρτάται από το πρόγραμμα των εργασιών και επομένως είναι δύσκολο να υπολογιστεί πριν την εξαγωγή μιας ακολουθίας. Για το λόγο αυτό απαιτείται μια εκτίμηση του C_{\max} .

Ο δεύτερος παράγοντας είναι το *εύρος της προθεσμίας* (due date range), R και καθορίζεται ως εξής:

$$R = \frac{(d_{\max} - d_{\min})}{C_{\max}}$$

όπου d_{\max} και d_{\min} είναι η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή των προθεσμιών, ενώ το τ δίνει μια ένδειξη της σύσφιξης των προθεσμιών, το R , από την άλλη πλευρά, παρέχει ένα ισχυρό μέτρο της διασπορά των προθεσμιών.

Ο τρίτος παράγων είναι ο *δείκτης σημαντικότητας του χρόνου προετοιμασίας* (setup time severity factor), η , ο οποίος καθορίζεται ως εξής:

$$\eta = \frac{\bar{s}}{\bar{p}}$$

όπου \bar{s} είναι ο μέσος όρος όλων των s , δηλαδή:

$$\bar{s} = \sum_i \sum_j \frac{s_{ij}}{n(n+1)}$$

και \bar{p} είναι ο μέσος όρος των χρόνων επεξεργασίας. Συμβολίζει τη σχετική σημασία των χρόνων προετοιμασίας σε σχέση με τους χρόνους επεξεργασίας.

Ο τέταρτος παράγων, ο οποίος παίζει σημαντικό ρόλο στο περιβάλλον των παράλληλων μηχανών, καλείται *παράγων εργασίας-μηχανής* (job-machine factor), μ :

$$\mu = \frac{n}{m}$$

όπου n είναι ο αριθμός των εργασιών και m είναι ο αριθμός των παράλληλων μηχανών. Ο παράγων μ περιγράφει τον μέσο αριθμό εργασιών που θα εκτελεστούν σε μια μηχανή.

Για να εκτιμήσουμε το C_{max} πριν παραχθεί οποιαδήποτε ακολουθία εργασιών, ο Lee et al. (1997) πρότεινε την ακόλουθη εξίσωση:

$$C_{max} = (\beta \cdot \bar{s} + \bar{p})\mu$$

όπου β είναι ένας συντελεστής, ο οποίος λαμβάνει υπόψη την επίδραση του χρόνου προετοιμασίας στο C_{max} . Η τιμή του β για μ αρκετά μεγάλο (π.χ $\mu > 5$), δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$\beta = 0.40 + 10/\mu^2 - \eta/7$$

Θεωρείται ότι όλες οι μηχανές είναι ελεύθερες τη χρονική στιγμή 0. Η δημιουργία ενός προγράμματος εργασιών ακολουθεί την εξής διαδικασία: οποτεδήποτε μια μηχανή καταστεί ελεύθερη τη χρονική στιγμή t (αρχικά 0), υπολογίζεται ο ακόλουθος δείκτης για το σύνολο των μη ταξινομημένων εργασιών:

$$I_j(t, l) = \frac{w_j}{p_j} \exp\left(-\frac{(d_j - p_j - t)^+}{k_1 \bar{p}}\right) \exp\left(-\frac{s_{lj}}{k_2 \bar{s}}\right) \quad (5.5.2.1)$$

όπου l είναι η τελευταία εργασία που ολοκληρώθηκε στη μηχανή που μόλις ελευθερώθηκε. Τη χρονική στιγμή t , επιλέγεται η εργασία με το μεγαλύτερο δείκτη. Εάν πάνω από μια μηχανή είναι ελεύθερες ταυτόχρονα, επιλέγεται μια τυχαία. Οι παράμετροι κλίμακας, k_1 και k_2 , υπολογίζονται βάσει των παρακάτω εξισώσεων:

$$k_1 = 1.2 \ln(\mu) - R$$

$$k_2 = \frac{\tau}{A_2 \sqrt{\eta}}$$

όπου $A_2 = 1.8$ εάν $\tau < 0.8$ και $A_2 = 2$ εάν $\tau > 0.8$. Επίσης ισχύουν οι εξής περιπτώσεις:

1. αφαιρείται 0.5 από το k_1 εάν $\tau < 0.5$ και

2. αφαιρείται 0.5 από το k_2 εάν $t < 0.5$ και $\mu > 5$.

Οι εξισώσεις των παραμέτρων κλίμακας και των παραγόντων του προβλήματος εξάγονται από πειράματα προσομοίωσης και από καμπύλες πρόβλεψης, Lee et al. (1997).

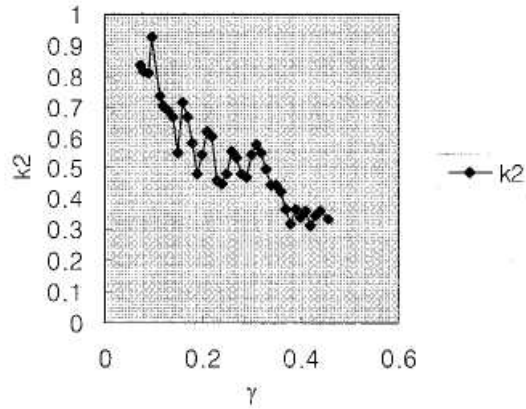
5.5.2.2 Προτεινόμενες επεκτάσεις

Οι διαφορές ανάμεσα στις προσεγγίσεις των Lee et al. (1997) των συγγραφέων είναι οι εξής: Πρώτον, εισάγεται ένας πρόσθετος παράγοντας για την περιγραφή των χαρακτηριστικών του προβλήματος. Δεύτερον, ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται με τη βοήθεια δεδομένων προσομοίωσης και χρησιμοποιείται για να παράγει τις τιμές των παραμέτρων κλίμακας. Η νέα παράμετρος καλείται *εύρος του χρόνου προετοιμασίας* (setup time range), γ και χρησιμοποιείται για την εύρεση καλύτερων εκτιμήσεων των παραμέτρων κλίμακας.

$$\gamma = \frac{S_{\max} - S_{\min}}{P_{\max}}$$

όπου S_{\max} και S_{\min} είναι η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή των μέσων όρων των χρόνων προετοιμασίας των εργασιών και P_{\max} είναι η μέγιστη τιμή των χρόνων επεξεργασίας. Η κλασματική μορφή της εξίσωσης υφίσταται για λόγους κανονικοποίησης. Είναι αναμενόμενο ο παράγων γ να επηρεάσει περισσότερο την παράμετρο k_2 παρά την k_1 , διότι η k_2 είναι η παράμετρος που ελέγχει τον όρο των χρόνων προετοιμασίας στην εξίσωση (5.5.2.1).

Προκειμένου να ελεγχθεί η σχέση μεταξύ γ και k_2 επιλύθηκαν πολλά τυχαία προβλήματα και αποκτήθηκαν οι τιμές των παραμέτρων k_1 και k_2 που ελαχιστοποιούν την εξίσωση (5.5.2.1). Το σχήμα 5.5.1 φανερώνει τη σχέση μεταξύ γ και k_2 . Καθώς το γ μεγαλώνει η τιμή του k_2 μικραίνει, πράγμα που σημαίνει ότι ο όρος “προετοιμασίας” στην εξίσωση (5.5.2.1) μεγαλώνει. Αυτό σημαίνει ότι, εάν η έκταση των χρόνων προετοιμασίας είναι μεγάλη, δίνεται μεγαλύτερη προσοχή στον όρο “προετοιμασίας” στην εξίσωση προτεραιοτήτων.



Σχήμα 1: Συσχέτιση μεταξύ του γ και του k_2 .

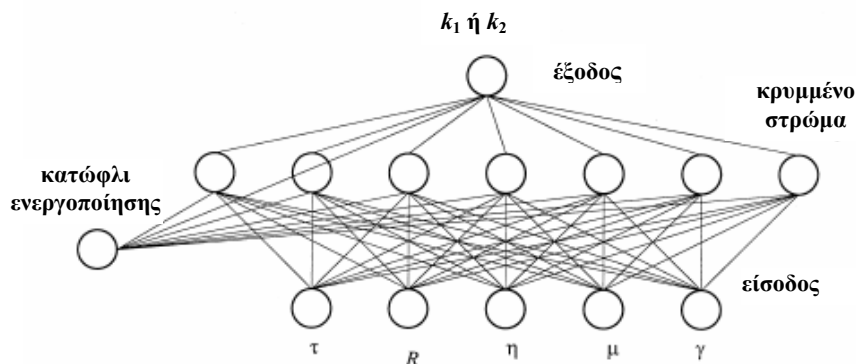
5.5.2.3 Η εφαρμογή του ΤΝΔ

Για να καθοριστούν οι τιμές των παραμέτρων κλίμακας k_1 και k_2 , προτείνεται από του συγγραφείς η εφαρμογή ενός ΝΔ. Πρόκειται για ένα δίκτυο *BEP*, στο οποίο τα σήματα μεταφέρονται προς τα εμπρός και η εκμάθηση γίνεται με τη βοήθεια του αλγόριθμου back-propagation. Το δίκτυο που επιλέχθηκε έχει ένα κρυφό στρώμα με 7 νευρώνες και είσοδο πόλωσης (bias), όπως φαίνεται στο σχήμα 2. Ο αριθμός των νευρώνων εισόδου είναι 5 όσοι και παράγοντες του συστήματος, τ , R , η , μ και γ , ενώ το δίκτυο διαθέτει μια έξοδο για την παράμετρο k_1 ή k_2 .

Η συνάρτηση μεταφορά του δικτύου επελέγη η συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης, δηλαδή:

$$f(net) = \tan^{-1} h(net)$$

ο αριθμό των νευρώνων του κρυφού στρώματος προσδιορίστηκε μετά από δοκιμές, εφόσον δεν υπάρχει θεωρητικό υπόβαθρο για την επιλογή του βέλτιστου αριθμού νευρώνων ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα.



Σχήμα 2: Το προτεινόμενο back-propagation ΝΔ

5.5.2.4 Πειραματικός σχεδιασμός

Στην παράγραφο αυτή παρουσιάζονται τα πειράματα που εκτελέστηκαν για την εκπαίδευση του δικτύου και οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για τη σύγκριση του προτεινόμενου μοντέλου με τους συμβατικούς κανόνες της βιβλιογραφίας. Ο αριθμός των εργασιών επιλέχθηκε $n = 60$ και παρήχθησαν 4032 διαφορετικοί συνδυασμοί των τ , R , η , μ και γ , όπως φαίνεται ακολούθως:

$$\tau = (0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9)$$

$$R = (0.25, 0.5, 0.75, 1.0)$$

$$\eta = (0.25, 0.5, 0.75, 1.0)$$

$$\mu = (5, 10, 15, 20, 30, 60)$$

$$\gamma = (0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3)$$

Ο χρόνος επεξεργασίας p_j της εργασίας j είναι τυχαία μεταβλητή και ακολουθεί την ομοιόμορφη κατανομή στο διάστημα $[50, 150]$ με μέσο όρο, $\bar{p}=100$. Οι προθεσμίες d_j υπολογίζονται με την χρήση των παραγόντων τ και R . Ο μέσος όρος των προθεσμιών \bar{d} υπολογίζεται από το τ , τότε οι προθεσμίες ακολουθούν την ομοιόμορφη κατανομή στο διάστημα $[(1-R)\bar{d}, \bar{d}]$ με πιθανότητα $(1 - \tau)$ και στο διάστημα $[\bar{d}, \bar{d} + (C_{\max} - \bar{d})R]$ με πιθανότητα $(1 - \tau)$. Το βάρος w_j της εργασίας j ακολουθεί επίσης την ομοιόμορφη κατανομή στο διάστημα $[0, 10]$. Ο υπολογισμός του χρόνου προετοιμασίας ελέγχεται από τον παράγοντα η . Ο χρόνος προετοιμασίας θεωρείται ότι εξαρτάται από την παραγόμενη ακολουθία. Αυτοί οι χρόνοι κατανέμονται ομοιόμορφα στο διάστημα $[0, 2\eta\bar{p}]$. Για 40320 περιπτώσεις, 10 διαφορετικές περιπτώσεις για κάθε ένα από τους 4032 διαφορετικούς συνδυασμούς, το προτεινόμενο μοντέλο εφαρμόζεται για μια πλειάδα τιμών των συντελεστών k_1 και k_2 :

$$k_1 = (0.2, 0.4, 0.6, \dots, 6.4)$$

$$k_2 = (0.1, 0.2, 0.3, \dots, 1.6)$$

Το πρόβλημα επιλύεται για κάθε συνδυασμό των k_1 και k_2 , ενώ στη συνέχεια υπολογίζεται η τιμή της εξίσωσης (5.5.2.1). Όλες οι τιμές των k_1 και k_2 που οδηγούν σε ελαχιστοποίηση της (5.5.1), αναγνωρίζονται και λαμβάνεται ο μέσος όρος για k_1 και k_2 . Για κάθε συνδυασμό παραγόντων, υπάρχουν 10 μέσες τιμές των k_1 και k_2 , αντίστοιχα. Ο μέσος όρος αυτών των 10 τιμών χρησιμοποιείται ως η βέλτιστη τιμή για

κάθε πρόβλημα. Το σύνολο με τις βέλτιστες τιμές των k_1 και k_2 , χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

Στη συνέχεια, συγκρίνονται οι βέλτιστες τιμές της καθυστέρησης τεσσάρων διαφορετικών προσεγγίσεων και παρουσιάζεται η βελτίωση του προτεινόμενου υβριδικού κανόνα, σε σχέση με τους άλλους κανόνες στη βιβλιογραφία.

'fixed' : γίνεται χρήση σταθερών τιμών στα k_1 και k_2 για τον υπολογισμό των δεικτών

'Lee' : γίνεται χρήση των τιμών k_1 και k_2 από τον Lee et al. (1997)

'Neu' : γίνεται εφαρμογή ΝΔ με 4 παράγοντες για εισόδους για τον υπολογισμό των τιμών των k_1 και k_2

'Neu_G': γίνεται εφαρμογή ΝΔ με 4 παράγοντες για εισόδους για τον υπολογισμό των τιμών των k_1 και k_2 .

Η πρώτη περίπτωση αφορά στη χρήση των ίδιων τιμών των παραμέτρων κλίμακας σε όλα τα προβλήματα. Οι τιμές αυτές είναι οι μέσες τιμές των γίνεται εφαρμογή ΤΝΔ με 4 παράγοντες για εισόδους για τον υπολογισμό των τιμών των k_1 και k_2 , οι οποίες παράγονται από το ΤΝΔ. Στη δεύτερη περίπτωση, χρησιμοποιούνται οι τιμές των παραμέτρων και των παραγόντων που προέρχονται από τον Lee et al. (1997). Η τρίτη περίπτωση, χρησιμοποιεί το ΤΝΔ με εισόδους τους 4 παράγοντες για τον υπολογισμό των τιμών των k_1 και k_2 . Τέλος, η τέταρτη και τελευταία περίπτωση, η οποία αποτελεί και την κύρια προσέγγιση των ερευνητών, χρησιμοποιεί και τον πέμπτο παράγοντα γ , ως είσοδο στο ΤΝΔ, για να αποκτήσει τις εκτιμήσεις των παραμέτρων.

5.5.2.5 Αποτελέσματα προσομοίωσης

Στα πειράματα προσομοίωσης, παρήχθησαν 4032 τυχαία παραδείγματα για τους συνδυασμούς των παραγόντων και συγκρίθηκε η τιμή της καθυστέρησης για παραπάνω 4 περιπτώσεις ('fixed', 'Lee', 'Neu' και 'Neu_G'). Η μέθοδος του υπολογισμού της βελτίωσης μεταξύ 2 περιπτώσεων είναι η ακόλουθη:

$$\text{Βελτίωση (\%)} = \frac{(\text{καλύτερος κανόνας} - \text{χειρότερος κανόνας})}{(\text{το χειρότερο αποτέλεσμα εκ των δύο})} \times 100$$

όπου η τιμή μέσα στην παρένθεση είναι η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης. Ο πίνακας 5.5.2 παρουσιάζει αθροιστικά τα αποτελέσματα της σύγκρισης των προσεγγίσεων μεταξύ τους.

Η μέση βελτίωση στην τελευταία στήλη του πίνακα 5.5.2 εκφράζει την μέση βελτίωση από τα 4032 παραδείγματα. Το μεγάλο ενδιαφέρον που προκύπτει από τον παρακάτω πίνακα, είναι η σύγκριση μεταξύ των προσεγγίσεων 'Neu_G', 'Neu' και 'Lee'. Η μέση βελτίωση μεταξύ των προσεγγίσεων 'Neu_G' σε σχέση με την προσέγγιση 'Lee' και 'Neu' σε σχέση με τη 'Lee' είναι 6% και 4%, αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα αυτά καταδεικνύουν ότι το ΤΝΔ είναι πιο αποδοτικό από την καμπύλη παρεμβολής του Lee et al. (1997). Η μέση βελτίωση της προσέγγισης 'Neu_G', σε σχέση με τη 'Neu' είναι 2% και προέρχεται από την εισαγωγή του παράγοντα γ . Επομένως, η υπόθεση ότι το γ θα επηρεάσει το k_2 και επομένως και την αντικειμενική συνάρτηση, αποδείχτηκε βάσιμη.

Πίνακας 5.5.3: Σύγκριση των κανόνων ταξινόμησης

Κανόνες	Αριθμός καλύτερων περιπτώσεων	Ποσοστό καλύτερων περιπτώσεων (%)	Αριθμός χειρότερων περιπτώσεων	Ποσοστό χειρότερων περιπτώσεων (%)	Μέση βελτίωση (%)
Neu_G εναντίον Lee	2049	51	1268	31	6
Neu εναντίον Lee	1882	47	1437	36	4
Neu_G εναντίον Neu	1725	43	1187	29	2
Neu_G εναντίον fixed	2560	63	1022	25	13
Neu εναντίον fixed	2469	61	1105	27	11
Lee εναντίον fixed	2285	57	1308	32	7

Οι πίνακες 5.5.3 – 5.5.7, δείχνουν τη μέση βελτίωση των περιπτώσεων για διαφορετικές τιμές του κάθε παράγοντα. Ο λόγος που μελετώνται διαφορετικές τιμές του κάθε παράγοντα είναι για να εξεταστεί η αποτελεσματικότητα των κανόνων ταξινόμησης σε προβλήματα με διαφορετικές ιδιότητες.

Ο πίνακας 5.5.3, φανερώνει μια τάση βελτίωσης, η οποία παίρνει τη μεγαλύτερη τιμή της για $\tau = 0.5$. Αυτό σημαίνει ότι η χρήση του ΤΝΔ είναι αποδοτική, όταν το περιθώριο της προθεσμίας, τ , είναι κατάλληλο. Καθώς το τ αυξάνει, η διαφορά απόδοσης των προσεγγίσεων 'Neu' και 'Neu_G' μικραίνει. Λόγω του ότι η διαφορά μεταξύ του 'Neu' και του 'Neu_G' προέρχεται από τη χρήση του γ , δεν επηρεάζεται όταν το περιθώριο της προθεσμίας πλησιάζει το 1.

Πίνακας 5.5.3: Μέση βελτίωση για διαφορετικές τιμές του τ

τ	Neu_G εναντίον Lee (%)	Neu εναντίον Lee (%)	Neu_G εναντίον Neu (%)	Neu_G εναντίον fixed (%)	Neu εναντίον fixed (%)	Lee εναντίον fixed (%)
0.3	-3	-9	7	17	11	19
0.4	7	4	4	25	22	18
0.5	26	24	4	27	24	0
0.6	11	10	2	15	14	5
0.7	1	1	0	5	5	4
0.8	0	0	0	2	2	1
0.9	0	0	0	1	0	1

Στον πίνακα 5.5.4, η βελτίωση φτάνει στο αποκορύφωμά της όταν το εύρος της προθεσμίας, R , βρίσκεται στη μέση του πεδίου τιμών του, όπως στην περίπτωση του τ . Το γεγονός αυτό φανερώνει ότι η προσέγγιση των ερευνητών είναι πιο αποτελεσματική όταν, το εύρος των προθεσμιών δεν είναι ούτε πολύ μικρό ούτε πολύ μεγάλο.

Πίνακας 5.5.4: Μέση βελτίωση για διαφορετικές τιμές του R

R	Neu_G εναντίον Lee (%)	Neu εναντίον Lee (%)	Neu_G εναντίον Neu (%)	Neu_G εναντίον fixed (%)	Neu εναντίον fixed (%)	Lee εναντίον fixed (%)
0.25	5	5	0	14	14	9
0.5	9	6	4	20	17	11
0.75	8	4	5	15	12	7
1	3	2	1	3	2	0

Ο παράγοντας η , είναι η σημαντικότητα του χρόνου προετοιμασίας που εκφράζει το ποσοστό του μέσου χρόνου προετοιμασίας σε σχέση το μέσο χρόνο επεξεργασίας. Η βελτίωση από τη χρήση του ΤΝΔ, σε σχέση με τη μέθοδο της προσαρμογής καμπύλης, είναι μεγάλη στις μικρές τιμές του η , το οποίο σημαίνει ότι η βελτίωση που προέρχεται από τον παράγοντα γ δεν επηρεάζεται πολύ από τον παράγοντα η . Παρόλα αυτά, η βελτίωση που παρατηρείται από τη χρήση του μοντέλου 'Neu_G' του 'Neu' και του 'Lee' σε σχέση με το μοντέλο 'fixed' είναι μεγάλη σε υψηλές τιμές του η . Λόγω του ότι, οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν στην περίπτωση του μοντέλου 'fixed', ήταν ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων στο σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης για το ΤΝΔ, η υψηλότερη βελτίωση των παραπάνω μοντέλων σε σχέση με το μοντέλο 'fixed',

5.5 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΥΒΡΙΔΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

μπορεί να αποδοθεί στην χαμηλή απόδοση του μοντέλου 'fixed', σε υψηλές τιμές του η . Οι παραπάνω παρατηρήσεις φαίνονται στον πίνακα 5.5.5.

Πίνακας 5.5.5: Μέση βελτίωση για διαφορετικές τιμές του η

η	Neu_G εναντίον Lee (%)	Neu εναντίον Lee (%)	Neu_G εναντίον Neu (%)	Neu_G εναντίον fixed (%)	Neu εναντίον fixed (%)	Lee εναντίον fixed (%)
0.25	10	8	3	11	9	2
0.5	9	8	1	8	7	-1
0.75	4	1	4	15	12	11
1	2	0	2	8	17	16

Ο παράγοντας μ περιέχει την πληροφορία του μέσου αριθμού εργασιών που θα επεξεργαστούν στην κάθε μηχανή. Επομένως, καθώς το μ αυξάνεται, ο αριθμός των μηχανών στο σύστημα μειώνεται και όταν ισχύει $\mu = 60$, τότε το σύστημα είναι ισοδύναμο με ένα σύστημα μιας μηχανής, μιας και το σύνολο των εργασιών είναι σταθερό και ίσο με 60. Στην περίπτωση αυτή, το μοντέλο 'Lee', παρουσιάζεται ελαφρά βελτιωμένο σε σχέση με τα προτεινόμενα μοντέλα ΤΝΔ. Όμως αυτό είναι ένα εντελώς διαφορετικό πρόβλημα, με τους δικούς του κανόνες και περιορισμούς και πρέπει να αντιμετωπιστεί ξεχωριστά. Όταν το μ είναι μικρό, δηλαδή, ο αριθμός των μηχανών στο σύστημα είναι αρκετά μεγάλος, αυξάνεται και ο βαθμός της βελτίωσης ανάμεσα στα προηγούμενα μοντέλα (πίνακας 5.5.6).

Πίνακας 5.5.6: Μέση βελτίωση για διαφορετικές τιμές του μ

μ	Neu_G εναντίον Lee (%)	Neu εναντίον Lee (%)	Neu_G εναντίον Neu (%)	Neu_G εναντίον fixed (%)	Neu εναντίον fixed (%)	Lee εναντίον fixed (%)
5	8	7	2	19	19	14
10	11	8	4	16	13	6
15	9	8	2	11	9	1
20	7	5	2	8	6	0
30	4	0	4	8	5	3
60	-2	-2	1	15	15	17

Καθώς ποικίλει το γ , δεν παρατηρείται βελτίωση σε όλες τις περιπτώσεις, αλλά η τάση βελτίωσης προσομοιάζει με εκείνη στην περίπτωση του η (πίνακας 5.5.7).

Πίνακας 5.5.7: Μέση βελτίωση για διαφορετικές τιμές του γ

γ	Neu_G εναντίον Lee (%)	Neu εναντίον Lee (%)	Neu_G εναντίον Neu (%)	Neu_G εναντίον fixed (%)	Neu εναντίον fixed (%)	Lee εναντίον fixed (%)
0.12387	8	7	2	10	9	2
0.19092	8	6	3	12	9	4
0.23494	5	3	3	12	10	6
0.27533	6	4	2	14	13	8
0.31991	4	3	2	14	12	9
0.38768	5	2	4	16	14	11

Γενικά, η χρήση των προτεινόμενων μοντέλων παρουσιάζει τη μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα στις μέσες τιμές των τ και R και στις χαμηλές τιμές των η , μ και γ . Τέλος, από τους πίνακες 5.5.3 και 5.5.6, φαίνεται ότι η βελτίωση του προτεινόμενου μοντέλου ‘Neu_G’ σε σχέση με το μοντέλο ‘Lee’, ποικίλει με τις τιμές του τ , ενώ παραμένει σχεδόν σταθερή όταν μεταβάλλεται το μ , εκτός από την περίπτωση $\mu = 60$. Αυτό σημαίνει ότι, η βελτίωση στο μοντέλο ‘Neu_G’ ποικίλει περισσότερο όταν μεταβάλλονται οι προθεσμίες των εργασιών παρά όταν μεταβάλλεται ο αριθμός των μηχανών.

5.5.2.6 Συμπεράσματα και περεταίρω έρευνα

Στο άρθρο αυτό, παρουσιάστηκε μια προσέγγιση για την επίλυση ενός προβλήματος προγραμματισμού εργασιών σε παράλληλες πανομοιότυπες μηχανές, με την εφαρμογή ενός γνωστού ευρετικού κανόνα, σε συνδυασμό με ένα TND. Η προσέγγιση αυτή είναι μια επέκταση του κανόνα ATCS, με την προσθήκη ενός νέου παράγοντα μοντελοποίησης του προβλήματος και την εφαρμογή ενός TND με τον αλγόριθμο εκμάθησης back-propagation, για τον υπολογισμό των κατάλληλων τιμών των παραμέτρων κλίμακας. Ο νέος παράγοντας, που ονομάζεται *εύρος του χρόνου προετοιμασίας*, γ , έχει ένα βαθμό συσχέτισης με την παράμετρο k_2 . Αφού εκπαιδευτεί από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, το TND παράγει τις αναγκαίες εκτιμήσεις των παραμέτρων, οι οποίες τροφοδοτούνται στον κανόνα ταξινόμησης.

Με τη βοήθεια υπολογιστικών παραδειγμάτων, αποδεικνύεται ότι η προσθήκη του νέου παράγοντα βελτίωσε τα αποτελέσματα κατά 2%. Από την άλλη πλευρά, η εφαρμογή του TND αντί της μεθόδου της καμπύλης προσαρμογής, οδήγησε σε μια μέση βελτίωση της τάξης του 4% σε σχέση με τον αρχικό κανόνα ATCS. Ως αποτέλεσμα, η προτεινόμενη προσέγγιση

παρουσίασε συνολική μέση βελτίωση της τάξης του 6% σε σχέση με τον κανόνα *ATCS* των Lee et al. (1997).

Ενώ, η εφαρμογή του ΤΝΔ επιδεικνύει καλύτερα αποτελέσματα στην εκτίμηση των απαραίτητων τιμών των παραμέτρων, απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή κατά την εφαρμογή του, λόγω των έμφυτων μειονεκτημάτων των ΤΝΔ. Πρώτον, το ΤΝΔ χρειάζεται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που καλύπτουν ένα επαρκές εύρος περιπτώσεων. Τέτοιες περιπτώσεις ‘καλών’ λύσεων μπορούν να παραχθούν με την προσομοίωση του δεδομένου προβλήματος, αλλά κάτι τέτοιο συνήθως έχει υψηλές απαιτήσεις σε υπολογιστικό χρόνο. Επομένως, σε μια τέτοια περίπτωση, είναι λογικό να προτιμηθούν απλούστερες αλλά ανακριβέστερες μέθοδοι εκτίμησης των παραμέτρων. Δεύτερον, το ΤΝΔ δεν είναι ικανό να παρέχει την πληροφορία για το πώς κατέληξε σε μια συγκεκριμένη λύση. Παρόλα αυτά, εάν μια τέτοια γνώση απαιτείται, προτείνεται η γραφική αναπαράσταση των εξόδων του δικτύου για όλες τις τιμές των εισόδων και η μελέτη των απεικονίσεων αυτών.

Οι δυνατότητες επέκτασης αυτής της έρευνας είναι πολλές. Μια από αυτές είναι η εφαρμογή ενός ΤΝΔ, για τον εντοπισμό των χαρακτηριστικών του προβλήματος, πριν από τη χρήση ενός ΤΝΔ για την εκτίμηση των τιμών των παραμέτρων. Επομένως, το πρώτο ΤΝΔ παράγει τις τιμές των παραγόντων του προβλήματος και το δεύτερο τις χρησιμοποιεί για να εκτιμήσει τις τιμές των παραμέτρων. Επίσης, το προτεινόμενο μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικού τύπου προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, ακόμα και σε προβλήματα κανόνων ταξινόμησης σε δυναμικό περιβάλλον.

5.5.3 Μια υβριδική προσέγγιση ΤΝΔ και ΓΑ στο πρόβλημα του εκτεταμένου ΠΕ (*EJSSP*)

Το εκτεταμένο πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών σε ένα κατάσταση εργασιών (*EJSSP*), είναι ένα πρακτικό πρόβλημα παραγωγής με περισσότερο αυστηρούς περιορισμούς επεξεργασίας με πιο γενική αντικειμενική συνάρτηση από αυτή του τυπικού $\Pi_{n \times m}$ (*JSSP*). Οι συγγραφείς, αναλαμβάνουν την παρουσίαση μιας υβριδικής προσέγγισης, που περιλαμβάνει τη χρήση ενός ΤΝΔ και ενός γενετικού αλγορίθμου (ΓΑ), για την επίλυση του παραπάνω προβλήματος. Ο ΓΑ χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση των ακολουθιών των εργασιών, ενώ το ΤΝΔ για την βελτιστοποίηση των χρόνων έναρξης των διαδικασιών σε μια σταθερή ακολουθία εργασιών.

Μετά από τη λεπτομερή ανάλυση ενός *EJSSP*, ορίζονται 3 νέοι τύποι νευρώνων για την κατασκευή ενός ΤΝΔ με περιορισμούς (*CNN*). Οι νευρώνες αυτοί, έχουν τη δυνατότητα να αναπαριστούν περιορισμούς παραγωγής και να αντιμετωπίζουν συγκρουόμενους περιορισμούς. Έπειτα, εφαρμόζεται ένα *CNN* με ένα αλγόριθμο μέγιστης κατάβασης, για τη

βελτιστοποίηση των χρόνων έναρξης των διαδικασιών σε μια σταθερή ακολουθία εργασιών. Αποδεικνύεται ότι, το δίκτυο *CNN* αποτελεί ένα γενικό πλαίσιο για τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, ενώ μπορεί να συνδυαστεί με ένα αλγόριθμο μέγιστης κατάβασης (*CNN κατάβασης*) για τη βελτιστοποίηση των χρόνων έναρξης των διαδικασιών στο πρόβλημα *EJSSP*.

Ο συνδυασμός ενός *CNN* κατάβασης με ένα ΓΑ, δοκιμάστηκε σε ένα μεγάλο αριθμό περιπτώσεων προσομοίωσης και πρακτικών εφαρμογών και αποδείχθηκε ένα ισχυρό εργαλείο για πολύπλοκα προβλήματα *EJSSP*. Η υβριδική προσέγγιση, που χρησιμοποιείται στη μελέτη αυτή, είναι ένας ιδανικός συνδυασμός της ανάλυσης περιορισμών που μελετήθηκε από τους Erschler, Roubellat και Vemhes (1976) και της μεθόδου βελτιστοποίησης προγραμματισμού εργασιών των Zhang και Yan (1995).

5.5.3.1 Το εκτεταμένο πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών (*EJSSP*)

Το *EJSSP* είναι ένα αιτιοκρατικό και στατικό πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών. Υπάρχουν m διαφορετικές μηχανές που πρέπει να επεξεργαστούν n εργασίες, οι οποίες έχουν τις δικές τους συγκεκριμένες ρουτίνες επεξεργασίας. Κάθε εργασία χωρίζεται σε ένα αριθμό διεργασιών που πρέπει να εκτελεστούν σε κάθε μηχανή με μια καθορισμένη προτεραιότητα με ένα συγκεκριμένο χρόνο επεξεργασίας. Κάθε μηχανή μπορεί να επεξεργαστεί μόνο μια διεργασία τη φορά και η εργασία δεν μπορεί να προχωρήσει στην επόμενη μηχανή εάν δεν ολοκληρωθεί η διεργασία της στην προηγούμενη μηχανή. Ο χρόνος έναρξης κάθε εργασίας πρέπει να βρίσκεται σε μια προκαθορισμένη περιοχή, η οποία εξαρτάται από τον διαθέσιμο χρόνο και τις προθεσμίες παράδοσης των εργασιών. Οι συνθήκες έναρξης των διεργασιών καθορίζονται από τον τεχνολογικό σχεδιασμό, συμπεριλαμβανομένων των απαιτήσεων πόρων, όπως οι μηχανές και τα εργαλεία κατεργασίας και κοπής. Είναι φανερό ότι, το πρόβλημα *EJSSP* είναι πολύ πιο γενικό από το τυπικό *JSSP*.

Οι αντικειμενικοί στόχοι του προβλήματος είναι:

- η ελαχιστοποίηση του χρόνου της τελευταίας εργασίας που εξέρχεται από το σύστημα (*makespan*), ή
- η ελαχιστοποίηση της συνολικής ποινής για τις καθυστερημένες εργασίες.

Μια ολοκληρωμένη λύση του προβλήματος θα μπορούσε να καθορίσει την ακολουθία επεξεργασίας και τους χρόνους έναρξης όλων των διεργασιών.

Για την ευκολότερη μοντελοποίηση του προβλήματος, είναι απαραίτητο να καθοριστούν ορισμένες σημαντικές έννοιες. Η εκτέλεση μιας διεργασίας απαιτεί κάποιους πόρους οι οποίοι

καθορίζονται από τον τεχνολογικό σχεδιασμό και ονομάζονται *συνθήκες έναρξης* της διεργασίας. Κάποιες από τις διεργασίες μιας εργασίας μπορεί να υπακούν σε περιορισμούς δρομολόγησης.

5.5.3.2 Συμβολισμοί για το πρόβλημα *EJSSP*

Ένα είδος συμβολισμού, που χρησιμοποιούνται στη μοντελοποίηση προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών είναι ο ακόλουθος:

- n – Αριθμός εργασιών
- n_i – Αριθμός διεργασιών της εργασίας i
- m – Αριθμός ενός τύπου πόρων (μηχανές, εργαλεία κατεργασίας, κοπής κ.α)
- r_s – Αριθμός των πόρων τύπου s , $s \in \{1, 2, \dots, m\}$
- R_i – Διαδοχικές διεργασίες $\{k, l\}$ της εργασίας i , με την k να προηγείται της l
- Q_i – Διαδοχικές διεργασίες $\{k, l\}$ της εργασίας i , για οποιεσδήποτε διεργασίες k και l
- N_q – Σύνολο διεργασιών που απαιτούν τους πόρους q , $q \in \{1, 2, \dots, r\}$
- H – Μεγάλη θετική σταθερά
- t_{il} – Χρόνος επεξεργασίας της διεργασίας l της εργασίας i , $l \in \{1, \dots, n_i\}$
- x_{ik} – Χρόνος έναρξης της διεργασίας k της εργασίας i , $k \in \{1, \dots, n_i\}$
- $x_{[i]}$ – Χρόνος έναρξης της πρώτης (ελεύθερης) διεργασίας της εργασίας i
- $x_{[i]}$ – Χρόνος περάτωσης της τελευταίας (ελεύθερης) διεργασίας της εργασίας i
- a_i – Χρόνος διαθεσιμότητας της εργασίας i
- d_i – Προθεσμία παράδοσης της εργασίας i
- $[i, k]$ – η k -οστή διεργασία της εργασίας i , που καλείται επίσης και διεργασία k , χωρίς βλάβη της γενικότητας

$$y_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{εάν η διεργασία } k \text{ προηγείται της διεργασίας } l \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

όπου $\{k, l\} \in Q_i$, $i = 1, 2, \dots, n$;

$$z_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{εάν η διεργασία } i \text{ προηγείται της διεργασίας } j \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

όπου $\{k, l\} \in N_q$, $q = 1, 2, \dots, r_s$, $s = 1, 2, \dots, m$.

Σημείωση: ελεύθερη διεργασία είναι η διεργασία που δεν έχει περιορισμούς δρομολόγησης.

5.5.3.3 Μοντελοποίηση και ανάλυση του προβλήματος *EJSSP*

Εφικτή λύση είναι αυτή που ικανοποιεί όλους τους περιορισμούς του προβλήματος. Υπάρχουν δύο είδη περιορισμών για κάθε διεργασία, οι περιορισμοί δρομολόγησης και οι περιορισμοί πόρων.

Περιορισμοί δρομολόγησης. Περιορισμός δρομολόγησης σημαίνει ότι κάποιες εργασίες θα πρέπει να εκτελεστούν σε διαφορετικές μηχανές σε μια συγκεκριμένη ακολουθία που καθορίζεται από τον τεχνολογικό σχεδιασμό. Πιο συγκεκριμένα, η l -οστή διεργασία της εργασίας I πρέπει να εκτελεστεί πριν από την k -οστή διεργασία της ίδιας εργασίας, εάν $\{k, l\} \in R_i$, δηλαδή:

$$x_{il} - x_{ik} - t_{ik} \geq 0 \quad \forall i, \text{ εάν } \{k, l\} \in R_i \quad (5.5.3.1)$$

Περιορισμοί πόρων. Περιορισμός πόρων σημαίνει ότι κάθε διεργασία μπορεί να εκμεταλλευτεί ένα μόνο είδος πόρων κάθε φορά, δηλαδή:

$$x_{jl} - x_{ik} - t_{ik} + H(1 - z_{kl}) \geq 0 \quad \forall q, \text{ εάν } \{k, l\} \in N_q \quad (5.5.3.2\alpha)$$

$$x_{ik} - x_{jl} - t_{jl} + Hz_{kl} \geq 0 \quad \forall q, \text{ εάν } \{k, l\} \in N_q \quad (5.5.3.2\beta)$$

όπου $z_{kl} = 0$ ή 1 . Οι εξισώσεις (5.5.3.2α) και (5.5.3.2β) δείχνουν ότι οι διεργασίες k και l , που απαιτούν τον ίδιο πόρο q δεν θα πρέπει να επεξεργαστούν ταυτόχρονα.

Περιορισμός (κρυμμένος) εργασιών. Παρόλο που μπορεί να μην υπάρχει περιορισμός δρομολόγησης μεταξύ δύο διεργασιών που ανήκουν στην ίδια εργασία, οι δύο αυτές διεργασίες, k και l , δεν μπορούν να επεξεργαστούν ταυτόχρονα, διότι ανήκουν στην ίδια εργασία, δηλαδή:

$$x_{il} - x_{ik} - t_{ik} + H(1 - y_{kl}) \geq 0 \quad \forall i, \text{ εάν } \{k, l\} \in Q_i \quad (5.5.3.3\alpha)$$

$$x_{ik} - x_{il} - t_{il} + Hy_{kl} \geq 0 \quad \forall i, \text{ εάν } \{k, l\} \in Q_i \quad (5.5.3.3\beta)$$

όπου $y_{kl} = 0$ ή 1 .

5.5 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΥΒΡΙΔΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Επισημαίνεται ότι, εάν $\{k, l\} \in R_i$, τότε μια διεργασία της εργασίας i , θα πρέπει να ικανοποιεί την εξίσωση (5.5.3.1) και εάν $\{k, l\} \in Q_i$, μια άλλη διεργασία της εργασίας i , θα πρέπει να ικανοποιεί είτε την εξίσωση (5.5.3.3α), είτε την (5.5.3.3β). Αυτό σημαίνει ότι μόνο μια από τις εξισώσεις (5.5.3.3α) και (5.5.3.3β) είναι ενεργή κάθε φορά, ενώ η άλλη ικανοποιείται μέσω της $y_{kl} = 0$ ή 1.

Περιορισμός χρόνων έναρξης και περάτωσης. Στην πράξη, ο χρόνος έναρξης και περάτωσης μιας εργασίας περιορίζεται από τον διαθέσιμο χρόνο μιας εργασίας και από την προθεσμία παράδοσης. Η μαθηματική έκφραση των παραπάνω φαίνεται στις εξισώσεις (5.5.3.4) και (5.5.3.5).

$$x_{[i]} \leq a_i \quad \forall i \quad (5.5.3.4)$$

$$x_{i]} \leq d_i - t_{i]} \quad \forall i \quad (5.5.3.5)$$

Ο αντικειμενικός στόχος είναι επίσης ένα σημαντικό κομμάτι του προβλήματος προγραμματισμού εργασιών. Παρόλο που δεν είναι περιοριστικοί ως προς το πρόβλημα, οι δύο αντικειμενικοί στόχοι που χρησιμοποιούνται στο άρθρο είναι οι παρακάτω:

- Η ελαχιστοποίηση του χρόνου περάτωσης της τελευταίας εργασίας που εγκαταλείπει το σύστημα:

$$MinZ = \max_i (x_{i]} + t_{i]}) \quad (5.5.3.6)$$

- Η ελαχιστοποίηση της συνολικής ποινής για τις πρόωρες και τις καθυστερημένες εργασίες:

$$MinZ = \sum_{i=1}^n [h_i \max(0, d_i - x_{i]}) + w_i \max(0, x_{i]} - d_i)] \quad (5.5.3.7)$$

όπου h_i και w_i είναι τα βάρη ποινών για την πρόωρη και καθυστερημένη αποπεράτωση της εργασίας i . Στην περίπτωση που χρησιμοποιηθεί ως μέτρο βελτιστοποίησης η εξίσωση (5.5.3.7), ο περιορισμός της εξίσωσης (5.5.3.5) μπορεί να παραληφθεί.

5.5.3.4 Το μοντέλο CNN

Στην επόμενη παράγραφο παρουσιάζεται το δίκτυο CNN για την μοντελοποίηση των εξισώσεων (5.5.3.1) - (5.5.3.5). Η παρουσίαση του δικτύου CNN γίνεται σε τρία επίπεδα, σε επίπεδο νευρώνων, στρωμάτων και ΤΝΔ.

Νευρώνες

Οι νευρώνες είναι τα βασικά στοιχεία ενός ΤΝΔ. Ένα σύνθετος νευρωνικό κύτταρο ή νευρώνας καθορίζεται από το γραμμικό σταθμισμένο άθροισμα των σημάτων εισόδου του και την σειριακά συνδεδεμένη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης $F(T_i)$.

$$T_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j \quad (5.5.3.8)$$

$$Y_i = F(T_i) \quad (5.5.3.9)$$

όπου W_{ij} είναι το βάρος σύνδεσης της j -οστού σήματος εισόδου X_j και του i -οστού νευρώνα, T_i είναι το σταθμισμένο άθροισμα του i -οστού νευρώνα, $F(T_i)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και Y_i είναι η έξοδος του i -οστού νευρώνα.

Με βάση τα συνήθη νευρωνικά μοντέλα, καθορίζονται νέοι τύποι νευρώνων τύπου S, τύπου C, καθώς και τύπου I, για να περιγράψουν τους περιορισμούς (5.5.3.1) έως (5.5.3.5).

Νευρώνας τύπου S. Κατασκευάζεται για να περιορίσει τον χρόνο έναρξης μιας διαδικασίας. Για τον νευρώνα τύπου S, οι εξισώσεις (5.5.3.8) και (5.5.3.9) γίνονται:

$$T_{S_i}(t+1) = \sum_j W_{ij} Y_{C_j}(t) + Y_{S_i} \quad (5.5.3.10)$$

$$Y_{S_i}(t+1) = \begin{cases} LO_i & \text{εάν } T_{S_i}(t+1) \leq LO_i \\ T_{S_i}(t+1) & \text{εάν } LO_i \leq T_{S_i}(t+1) \leq HI_i \\ HI_i & \text{εάν } T_{S_i}(t+1) \geq HI_i \end{cases} \quad (5.5.3.11)$$

όπου Y_{S_i} είναι η έξοδος του νευρώνα S_i , τη χρονική στιγμή t . Οι ποσότητες LO_i και HI_i , ισοδυναμούν με το νωρίτερο χρόνο έναρξης και τον αργότερο χρόνο περάτωσης της εργασίας i .

5.5 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΥΒΡΙΔΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η ποσότητα LO_i είναι ίση με a_i , τον διαθέσιμο χρόνο της εργασίας i , όταν ο νευρώνας S_i αντιστοιχεί στην πρώτη διαδικασία της εργασίας i , αλλιώς τίθεται ίσο με μηδέν. Η ποσότητα HI_i είναι ίση με d_i , τον αργότερο χρόνο περάτωσης της εργασίας i , όταν ο νευρώνας S_i αντιστοιχεί στην τελευταία διεργασία της εργασίας i , αλλιώς τίθεται ίσο με $+\infty$. Το βάρος W_{ij} αντιπροσωπεύει τη σύνδεση από τον νευρώνα C_j , που ανήκει στον τύπο C στο νευρώνα S_i , του τύπου S. Η τιμή του W_{ij} για την ομάδα νευρώνων περιορισμών ακολουθίας (SC-block), την ομάδα νευρώνων περιορισμών πόρων (RC-block) και την ομάδα νευρώνων περιορισμών εκτέλεσης εργασιών (JC-block), θα καθοριστεί στη συνέχεια. Πρέπει να σημειωθεί ότι, οι νευρώνες τύπου S χρησιμοποιούν ένα μηχανισμό αυτο-ανάδρασης. Η ανάδραση αυτή χρησιμεύει για την επαναληπτική ρύθμιση του χρόνου έναρξης της αντίστοιχης διεργασίας.

Νευρώνας τύπου C. Χρησιμοποιείται για να μοντελοποιήσει τον περιορισμό προτεραιότητας της διεργασίας. Για τον νευρώνα τύπου C, οι εξισώσεις (5.5.3.8) και (5.5.3.9) γίνονται:

$$T_{C_i}(t) = \sum_j W_{ij} Y_{S_j}(t) + \sum_j W_{ij} Y_{I_j}(t) + B_i \quad (5.5.3.12)$$

$$Y_{C_i}(t) = \begin{cases} 0 & \text{εάν } T_{C_i}(t) \geq 0 \\ -T_{C_i}(t) & \text{εάν } T_{C_i}(t) < 0 \end{cases} \quad (5.5.3.13)$$

όπου B_i είναι το ‘κατώφλι’ ενεργοποίησης του νευρώνα C_i , και W_{ij} είναι το βάρος του νευρώνα S_i . Ο νευρώνας C_i , συγκεντρώνει πληροφορίες από του νευρώνες τύπου S και I μέσω του βάρους W_{ij} .

Νευρώνας τύπου I. Χρησιμοποιείται για να εκφράσει τις ποσότητες Y_{kl} ή Z_{kl} . Για τον νευρώνα τύπου I, οι εξισώσεις (5.5.3.8) και (5.5.3.9) γίνονται:

$$T_{I_i}(t) = \sum_j W_{ij} Y_{S_j}(t) \quad (5.5.3.14)$$

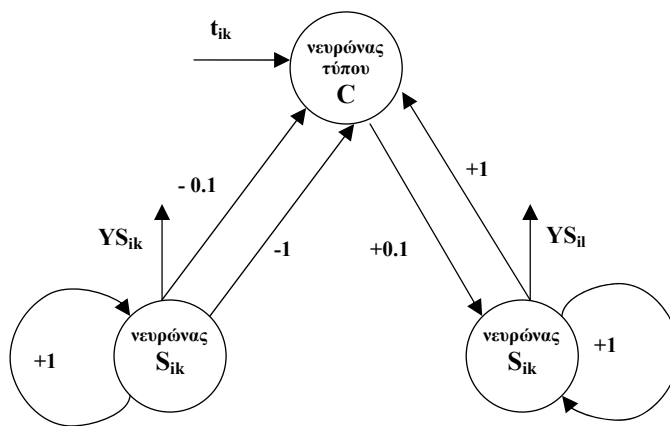
$$Y_{I_i}(t) = \begin{cases} 1 & \text{εάν } T_{I_i}(t) \leq 0 \\ 0 & \text{εάν } T_{I_i}(t) > 0 \end{cases} \quad (5.5.3.15)$$

Συνδέσεις των νευρώνων

Οι συνδέσεις των νευρώνων, οι οποίες πραγματοποιούνται μέσω των βαρών τους, εκφράζουν τους περιορισμούς του προβλήματος. Επίσης, εκφράζουν την προσαρμοστικότητα ή την δυνατότητα ρυθμίσεως των βαρών, έτσι ώστε να επιλυθούν οι συγκρουόμενοι περιορισμοί μέσω κατάλληλων συνδέσεων ανάδρασης, όταν δεν ικανοποιούνται οι περιορισμοί.

Ομάδα νευρώνων SC για την επεξεργασία των διεργασιών. Η ομάδα SC αποτελείται από τρεις νευρώνες, δύο τύπου S και ενός τύπου C, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5.3.1. Ο νευρώνας τύπου C ελέγχει τη σχέση προτεραιοτήτων των διάφορων διεργασιών μιας εργασίας. Η ομάδα νευρώνων SC κατασκευάζεται για τις διεργασίες k και l , όπου $\{k, l\} \in R_i$. Η έξοδος $Y_{S_{ik}}$ του νευρώνα S_{ik} αντιστοιχεί στην ποσότητα x_{ik} , τον χρόνο έναρξης της διεργασίας $[i, k]$.

Η έξοδος του νευρώνα C είναι ίση με 0 εάν ικανοποιείται ο περιορισμός της εξίσωσης (5.5.3.1), αλλιώς είναι ίση με τον χρόνο επικάλυψης των διεργασιών $[i, k]$ και $[i, l]$. Οι έξοδοι των νευρώνων τύπου S ρυθμίζονται μέσω της ανάδρασης από το νευρώνα C, επαναληπτικά. Οι νευρώνες της ομάδας SC ενεργοποιούνται με την παρακάτω σειρά προτεραιότητας: ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου S τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου C, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου S, τη χρονική στιγμή $t + 1$. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται εωσότου επιλυθούν όλοι οι συγκρουόμενοι περιορισμοί.



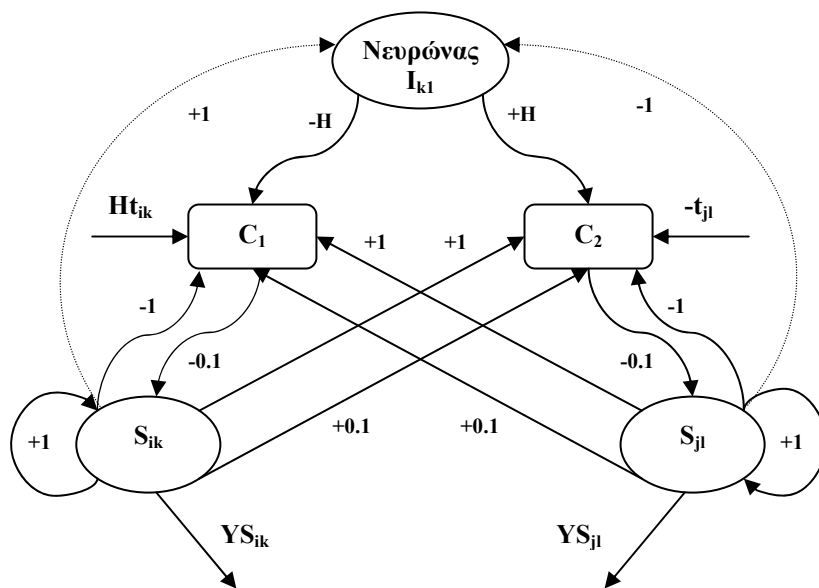
Σχήμα 5.5.3.1: Ομάδα νευρώνων SC

Ομάδα νευρώνων RC. Η ομάδα αυτή σχεδιάστηκε για τον έλεγχο των περιορισμών των εξισώσεων (5.5.3.2α) και (5.5.3.2β) και για τη ρύθμιση των χρόνων έναρξης των σχετικών εργασιών στην περίπτωση που οι περιορισμοί δεν ικανοποιούνται. Αποτελείται από ένα νευρώνα τύπου I, δύο νευρώνες τύπου C και δύο νευρώνες τύπου S (σχήμα 5.5.3.2).

Μια ομάδα νευρώνων RC κατασκευάζεται για τις διεργασίες $[i, k]$ και $[j, l]$ όπου $\{k, l\} \in N_q$, εφόσον όλες απαιτούν πόρους q για να ξεκινήσει η επεξεργασία τους. Ο νευρώνας C_1 του τύπου C, συλλέγει τις εξόδους των νευρώνων S_{jl} και S_{ik} μέσω συνδέσεων με βάρη $+1$ and -1 και λαμβάνει ρύθμιση $(-Y \times I_{kl} \times H)$, από τον νευρώνα I_{kl} την ίδια στιγμή. Το όριο ενεργοποίησης του νευρώνα C_1 ορίζεται ίσο με $(H - t_{ik})$. Η έξοδος του νευρώνα C_1 τίθεται ίση με 0 εάν η εξίσωση (5.5.3.2α) ικανοποιείται, αλλιώς τίθεται ίση με 1. Οι εξοδοι των νευρώνων S_{jl} και S_{ik} ρυθμίζονται μέσω της ανάδρασης $+0.1$ και -0.1 . Ο νευρώνας C_2 είναι παρόμοιος με τον C_1 , αλλά το όριο ενεργοποίησής του είναι $-t_{jl}$. Οι νευρώνες C_1 και C_2 συντονίζονται για να ικανοποιηθούν οι περιορισμοί των εξισώσεων (5.5.3.2α) και (5.5.3.2β).

Οι νευρώνες της ομάδας RC ενεργοποιούνται με την παρακάτω σειρά προτεραιότητας: *ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου S, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου I, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου C, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ όπου $t = t + 1$* . Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται εωσότου επιλυθούν όλοι οι συγκρουόμενοι περιορισμοί.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η έξοδος του νευρώνα I_{kl} εκφράζει την σειρά εκτέλεσης των διαδικασιών $[i, k]$ και $[j, l]$. Η έξοδος του νευρώνα I_{kl} είναι η YI_{kl} , η οποία είναι ισοδύναμη με την z_{kl} . Μια απλή στρατηγική προγραμματισμού εργασιών, αναπαρίσταται με την διάστικτη γραμμή από τους νευρώνες τύπου S στους νευρώνες τύπου I, στο σχήμα 5.5.3.2. Η στρατηγική αυτή, χρησιμοποιεί τους τρέχοντες χρόνους έναρξης των εργασιών για να αποφασίσει τη σειρά εκτέλεσής τους. Είναι φανερό ότι ο καθορισμός της εξόδου του νευρώνα I_{kl} αντιστοιχεί με τον καθορισμό της σειράς εκτέλεσης μεταξύ των διαδικασιών $[i, k]$ και $[j, l]$.



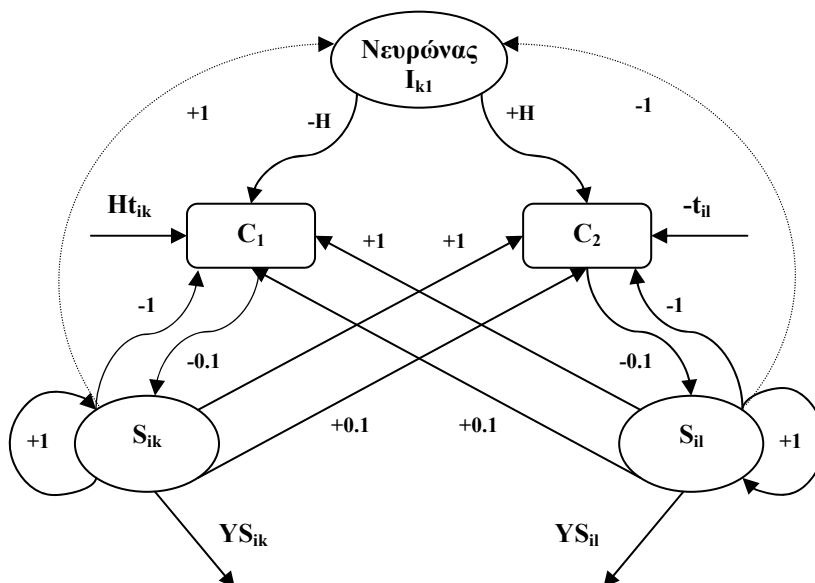
Σχήμα 5.5.3.2: Ομάδα νευρώνων RC

Ομάδα νευρώνων JC για την επεξεργασία των διεργασιών. Η σχεδίαση αυτής της ομάδας νευρώνων έχει ως στόχο την μοντελοποίηση των περιορισμών (5.5.3.3α) και (5.5.3.3β) και τη ρύθμιση του χρόνου έναρξης των εργασιών στην περίπτωση που οι περιορισμοί δεν ικανοποιούνται. Αποτελείται από ένα νευρώνα τύπου I, 2 νευρώνες τύπου C και 2 νευρώνες τύπου S, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5.3.3.

Ο νευρώνας C_1 τύπου C συλλέγει τις εξόδους των νευρώνων S_{il} και S_{ik} , μέσω των βαρών συνδέσεων +1 και -1 και λαμβάνει ταυτόχρονα τη ρύθμιση ($-Y \times I_{kl} \times H$) από το νευρώνα I_{kl} .

Το όριο ενεργοποίησης του νευρώνα C_1 ορίζεται ίσο με $(H - t_{ik})$. Η έξοδος του νευρώνα C_1 τίθεται ίση με 0 εάν η εξίσωση (5.5.3.3α) ικανοποιείται, αλλιώς τίθεται ίση με 1. Οι εξοδοί των νευρώνων S_{jl} και S_{ik} ρυθμίζονται μέσω της ανάδρασης + 0.1 και - 0.1. Ο νευρώνας C_2 είναι παρόμοιος με τον C_1 , αλλά το όριο ενεργοποίησής του είναι $-t_{il}$. Οι νευρώνες C_1 και C_2 συντονίζονται για να ικανοποιηθούν οι περιορισμοί των εξισώσεων (5.5.3.3α) και (5.5.3.3β). Οι νευρώνες της ομάδας RC ενεργοποιούνται με την παρακάτω σειρά προτεραιότητας: ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου S, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου I, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ ενεργοποίηση του νευρώνα τύπου C, τη χρονική στιγμή $t \rightarrow$ όπου $t = t + 1$. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται εφόσον επιλυθούν όλοι οι συγκρουόμενοι περιορισμοί.

Η έξοδος του νευρώνα I_{kl} εκφράζει την σειρά εκτέλεσης των διαδικασιών $[i, k]$ και $[j, l]$. Η έξοδος του νευρώνα I_{kl} είναι η YI_{kl} , η οποία είναι ισοδύναμη με την y_{kl} . Μια απλή στρατηγική προγραμματισμού εργασιών αναπαρίσταται με την διάστικτη γραμμή από τους νευρώνες τύπου S στους νευρώνες τύπου I_{kl} , στο σχήμα 5.5.3.3. Η στρατηγική αυτή, χρησιμοποιεί τους τρέχοντες χρόνους έναρξης των εργασιών για να αποφασίσει τη σειρά εκτέλεσής τους.



Σχήμα 5.5.3.3: Ομάδα νευρώνων JC

Το ΤΝΔ ικανοποίησης περιορισμών (CNN)

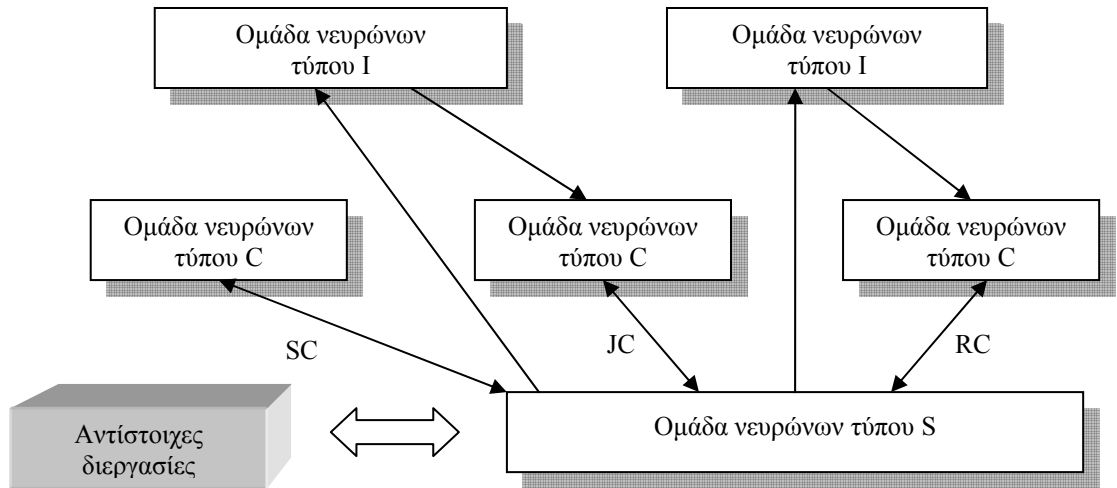
Ένα δίκτυο CNN αποτελείται από τρία διαφορετικά επίπεδα νευρώνων. Η αρχιτεκτονική του δικτύου CNN φαίνεται στο σχήμα 5.5.3.4. Ένα δίκτυο CNN μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αποκτηθεί μια υπο-βέλτιστη λύση στο πρόβλημα *EJSSP*. Φυσικά, οι νευρώνες τύπου S θα δέχονται ανάδραση από πολλούς νευρώνες τύπου C. Εκτός από την ενεργοποίηση των περιορισμών το δίκτυο χρησιμοποιεί μηχανισμούς αλληλεπίδρασης, τρεις από τους οποίους αναλύονται πιο κάτω:

(1) *Συγχρονισμένη ενημέρωση νευρώνων*. Στην περίπτωση αυτή, κάθε νευρώνας του δικτύου CNN ενημερώνεται την ίδια στιγμή με τους υπόλοιπους, όπως συμβαίνει και στα δίκτυα Hopfield. Ο ορθολογισμός των ομάδων νευρώνων SC, RC και JC καταστρέφεται λόγω της ταυτόχρονης ενημέρωσης των νευρώνων, παρόλο που αυτό είναι κατά της ανθρώπινης επίδρασης στην αρχικοποίηση των χρόνων έναρξης. Το δίκτυο αποκλίνει συχνά στην περίπτωση αυτή.

(2) *Ασύγχρονη ενημέρωση των νευρώνων*. Στην περίπτωση αυτή, κάθε νευρώνας του δικτύου επιλέγεται τυχαία για να ενημερώσει την κατάστασή του. Το κύριο μειονέκτημα στην περίπτωση αυτή έγκειται στο γεγονός ότι το δίκτυο χρειάζεται πολύ χρόνο για να ολοκληρώσει τη διαδικασία των επαναλήψεων, δηλαδή εφόσον δεν υπάρχουν πια συγκρουόμενοι περιορισμοί.

(3) *Υβριδική ενημέρωση των νευρώνων*. Στην περίπτωση αυτή, έχουμε μαζί συγχρονισμένη και ασύγχρονη ενημέρωση των νευρώνων. Οι ομάδες νευρώνων επιλέγονται ως η βασική μονάδα συγχρονισμένης ενημέρωσης και η ασύγχρονη ενημέρωση συμβαίνει μέσα σε κάθε ομάδα νευρώνων (SC, RC και JC) όπως έχει περιγραφεί στην παράγραφο “σύνδεση των νευρώνων”.

Πολλά πειράματα καταδεικνύουν ότι η υβριδική μέθοδος είναι η καλύτερη. Το γνωστό υπόδειγμα καταγραφής επιδόσεων (benchmark problem) 6×6 , χρησιμοποιείται ως παράδειγμα για την παρουσίαση της εφαρμογής του δικτύου CNN στην παράγραφο 5.5.3.7. Επισημαίνεται ότι, το δίκτυο CNN μπορεί να εφαρμοστεί σε κάποια πρακτικά προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, παρόλο που η απόδοσή του δεν είναι πολύ καλή όσον αφορά τη βελτιστοποίηση των προγραμμάτων, ιδίως για πρόωρες και αργοπορημένες εργασίες.



Σχήμα 5.5.3.4: Αρχιτεκτονική ενός δικτύου ικανοποίησης περιορισμών CNN.

5.5.3.5 Μια προσέγγιση ΤΝΔ στο πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών

Για την βελτίωση της ικανότητας βελτιστοποίησης του δικτύου CNN και στη συνέχεια της απόδοσής του, προτείνεται μια προσέγγιση ΤΝΔ με τη δυνατότητα βελτιστοποίησης των χρόνων έναρξης των εργασιών του εκτεταμένου προβλήματος προγραμματισμού εργασιών.

Ο αλγόριθμος της μέγιστης κατάβασης για τη βελτιστοποίηση των προγραμμάτων

Έστω η συνάρτηση ενέργειας:

$$E = Z \quad (5.5.3.16)$$

Η εξέλιξη της κατάστασης του νευρώνα S_{ik} τύπου S δίνεται από την εξίσωση:

$$S_{ik}(t+1) = S_{ik}(t) - \lambda \frac{\partial E}{\partial S_{ik}} \quad (5.5.3.17)$$

όπου λ είναι μια θετική σταθερά και $i = 1, 2, \dots, n$

Οπότε για μία συνάρτηση ενέργειας της μορφής

$$Z = \max_i (x_{i1} + t_{i1}) \quad (5.5.3.18)$$

η μερική παράγωγος της συνάρτησης ενέργειας E ως προς S_{ik} είναι:

$$\frac{\partial E}{\partial S_{ik}} = \begin{cases} 1 & \text{εάν } k \text{ είναι η τελευταία διεργασία της εργασίας } i \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.5.3.19)$$

Ενώ για τη συνάρτηση ενέργειας:

$$Z = \sum_{i=1}^n [h_i \max(0, d_i - x_{i1}) + w_i \max(0, x_{i1} - d_i)] \quad (5.5.3.20)$$

η μερική παράγωγος της συνάρτησης ενέργειας E ως προς S_{ik} είναι:

$$\frac{\partial E}{\partial S_{ik}} = \begin{cases} -h_i & \text{εάν } k \text{ είναι η τελευταία διεργασία της εργασίας } i \text{ και } d_i - x_{i1} > 0 \\ w_i & \text{εάν } k \text{ είναι η τελευταία διεργασία της εργασίας } i \text{ και } d_i - x_{i1} < 0 \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.5.3.21)$$

Δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης

Τα περισσότερα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών μπορούν να αποσυντεθούν σε δύο μέρη, το μέρος της ικανοποίησης των περιορισμών και το μέρος της βελτιστοποίησης. Το αντίστοιχο σύστημα σχεδιάστηκε με την ίδια φιλοσοφία, ένα ΤΝΔ για την ικανοποίηση των περιορισμών και ένα αλγόριθμο βελτιστοποίησης.

Τα δύο αυτά συστατικά στο δίκτυο CNN συνεργάζονται ως ακολούθως στον παρακάτω αλγόριθμο:

1. Παρήγαγε τους χρόνους έναρξης της κάθε διεργασίας τυχαία και θέσε τους χρόνους αυτούς ως τις αρχικές εξόδους των αντίστοιχων νευρώνων του τύπου S στο δίκτυο CNN.
2. Ενεργοποίησε τους νευρώνες στις ομάδες SC για τη δημιουργία των κατάλληλων ακολουθιών εκτέλεσης εργασιών και κάνε το ίδιο στις ομάδες νευρώνων RC και JC επαναληπτικά, έτσι ώστε να αποκτηθεί ένα εφικτό πρόγραμμα.
3. Επανάλαβε το βήμα 2, εωσότου όλοι οι νευρώνες του τύπου S να βρεθούν σε κατάσταση ισορροπίας. Τότε έχει βρεθεί μια εφικτή λύση.
4. Έλεγε εάν η εφικτή λύση ικανοποιεί τους περιορισμούς. Εάν όχι, πήγαινε στο βήμα 5, αλλιώς σταμάτησε τη διαδικασία αναζήτησης.

5. Ενημέρωσε τους νευρώνες του τύπου S με τη βοήθεια της (5.5.3.17).

6. Πήγαινε πίσω στο βήμα 2.

Το υπόδειγμα επιδόσεων 6×6 χρησιμοποιείται μέσω του παραδείγματος 2, ενώ το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών πρόωρων και αργοπορημένων εργασιών μέσω του παραδείγματος 3, για να φανούν τα χαρακτηριστικά του δικτύου CNN μέγιστης κατάβασης. Συμπεραίνεται ότι, το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης έχει περιορισμένες ικανότητες ταξινόμησης, παρόλο που η ικανότητα βελτιστοποίησης εμφανίζεται αρκετά βελτιωμένη.

5.5.3.6 Μια υβριδική προσέγγιση στο πρόβλημα *EJSSP*

Οι ΓΑ είναι ένα νέο είδος αλγόριθμων αναζήτησης, το οποίο στηρίζεται στη θεωρία της φυσικής επιλογής και της γενετικής εξέλιξης του Δαρβίνου. Η ανακάλυψη των ΓΑ έγινε από τον καθηγητή John Holland και το επιτελείο του στο Πανεπιστήμιο του Michigan τη δεκαετία του 1960. Η μελέτη των Jong και Goldberg (1989), πήγε ένα βήμα πιο πέρα τη θεωρητική μελέτη καθώς και τις πρακτικές εφαρμογές.

Υπάρχει ένας αριθμός διακριτικών χαρακτηριστικών μεταξύ του ΓΑ και άλλων παραδοσιακών αλγορίθμων:

- (1) Οι ΓΑ χρησιμοποιούν μια κωδικοποιημένη μορφή των μεταβλητών και όχι αυτές καθαυτές τις μεταβλητές.
- (2) Οι ΓΑ εκτελούν αναζήτηση βέλτιστων σημείων ξεκινώντας από μια ομάδα διαθέσιμων σημείων και όχι από ένα μοναδικό σημείο.
- (3) Η αναζήτηση των ΓΑ κατευθύνεται μόνο από χρήσιμη πληροφορία χωρίς να απαιτείται η παράγωγος της πληροφορίας αυτής.
- (4) Οι ΓΑ είναι ένα είδος αλγορίθμου τυχαίας αναζήτησης αλλά χωρίς να εμπίπτουν στην κλειστή έννοια του αλγορίθμου.

Οι ΓΑ θεωρούνται πολύ αποτελεσματικοί και με ευρεία εφαρμογή. Ο απλός ΓΑ (SGA), που αναπαριστά τα κύρια χαρακτηριστικά των ΓΑ, αποτελείται από τους μηχανισμούς της επιλογής, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

Ο μηχανισμός της επιλογής ενσωματώνει τις αρχές της “φυσικής επιλογής” και της “επιβίωσης του ικανότερου”. Η ικανότητα επιβίωσης του κάθε χρωμοσώματος στηρίζεται

κυρίως στην προσαρμοστικότητα του στο βέλτιστο περιβάλλον. Ο παράγοντας της διασταύρωσης συμβάλλει στην διερεύνηση νέων περιοχών του χώρου λύσεων, επομένως είναι απαραίτητος για την αποτελεσματικότητα του ΓΑ. Για τον σχεδιασμό ενός αποτελεσματικού παράγοντα διασταύρωσης είναι απαραίτητη η εξερεύνηση ολόκληρου του πεδίου λύσεων του προβλήματος. Η μετάλλαξη δρα ως παράγοντας ποικιλομορφίας, έτσι ώστε να εμποδίσει το χρωμόσωμα να εγκλωβιστεί σε ένα τοπικό βέλτιστο, λόγω έλλειψης κάποιων γονιδίων.

Ο ΓΑ εφαρμόζεται για την βελτιστοποίηση της ταξινόμησης των εργασιών στο πρόβλημα *EJSSP*. Η κωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων, ο παράγοντας της διασταύρωσης καθώς και της μετάλλαξης αναλύονται λεπτομερώς στη συνέχεια.

Στρατηγική κωδικοποίησης. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα χρησιμοποιείται κωδικοποίηση αντιμεταθέσεων για την βελτιστοποίηση της ταξινόμησης των εργασιών. Για παράδειγμα, η αλληλουχία χαρακτήρων (b d c e a f) σημαίνει ότι οι διεργασίες θα εκτελεστούν με τη σειρά, η 'b' πρώτη, η 'd' δεύτερη, η 'c' τρίτη, η 'e' τέταρτη, η 'a' πέμπτη και η 'f' τελευταία.

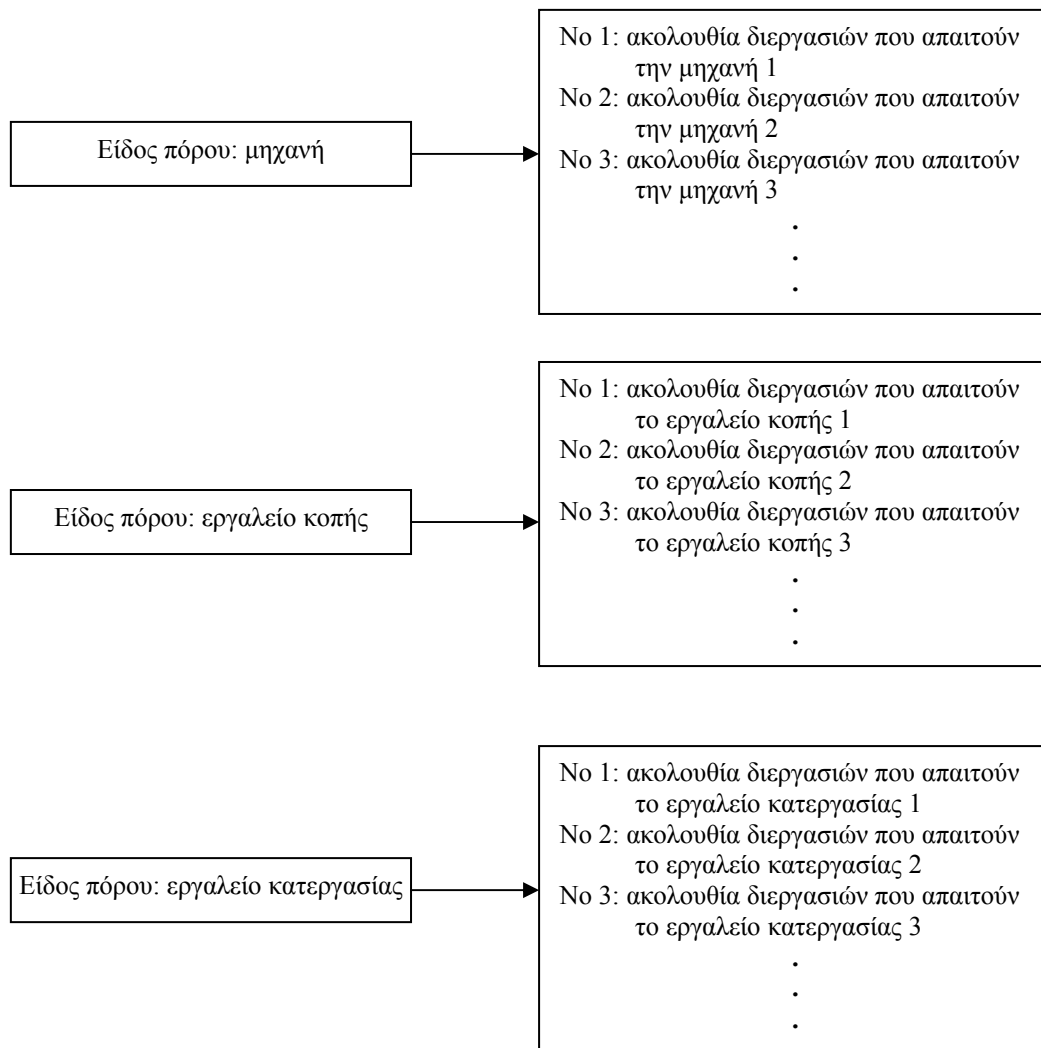
Είναι απαραίτητο να ταξινομηθούν μόνο οι διεργασίες που απαιτούν κοινούς πόρους. Δεν απαιτείται η ταξινόμηση των διεργασιών χωρίς απαιτήσεις κοινών πόρων, οπότε είναι αρκετό να δηλωθούν όλα τα τμήματα των συνδυασμών αντιμεταθέσεων των διεργασιών ανάλογα με τους πόρους που απαιτούν, όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5.3.5.

Φυσικά, θα ήταν δυνατόν να αναπαρασταθούν όλες οι πιθανές ακολουθίες όλων των διεργασιών. Ο κώδικας καλείται “κώδικας συμβατών ακολουθιών”, εάν υπάρχουν συγκρούσεις μόνο ανάμεσα σε διεργασίες διαφορετικών τμημάτων ακολουθιών.

Στην παράγραφο αυτή, αναλύεται ο τρόπος που παράγονται οι αρχικές ακολουθίες για όλες τις διεργασίες σε ένα περιβάλλον *EJSSP*. Αρχικά, βρίσκονται όλες οι διεργασίες $[k, l]$ που απαιτούν ένα συγκεκριμένο κοινό πόρο και στη συνέχεια ταξινομούνται τυχαία για να δημιουργηθεί ο κώδικας ακολουθίας του αντίστοιχου πόρου. Στη συνέχεια, ακολουθεί η ίδια διαδικασία για όλες τις υπόλοιπες διεργασίες που δεν έχουν ταξινομηθεί και απαιτούν ένα άλλο τύπο πόρων, έτσι ώστε να παραχθεί άλλο ένα τμήμα της ακολουθίας. Είναι φανερό ότι η διαδικασία αυτή διασφαλίζει την συμβατότητα του κώδικα αντιμεταθέσεων.

Η διαδικασία δημιουργίας του αρχικού χρωμοσώματος, για μια ακολουθία διεργασιών είναι η ακόλουθη:

βήμα 1. Επέλεξε ένα είδος πόρων s_i από το σύνολο πόρων s , με $s = 1, \dots, m$ και $i = 1, \dots, r_s$, όπου r_s είναι ο αριθμός των πόρων του τύπου s_i .



Σχήμα 5.5.3.5: Διαμόρφωση χρωμοσωμάτων για τη δημιουργία ακολουθιών βάσει απαιτήσεων πόρων

βήμα 2. Ταξινόμηση, με τυχαίο τρόπο, τις διαδικασίες που απαιτούν τους πόρους τύπου s_i , εκτός από τις ήδη ταξινομημένες διεργασίες.

βήμα 3. Εισήγαγε τις ήδη ταξινομημένες διεργασίες στο συνδυασμό αντιμετάθεσης για τη δημιουργία μιας πλήρους ακολουθίας για τον πόρο s_i χωρίς να διαφοροποιηθεί η σειρά εκτέλεσης των ήδη ταξινομημένων διεργασιών.

βήμα 4. Θέσε όπου $s_i = s_i + 1$. Εάν $s_i \leq m$ επέστρεψε στο βήμα 2, αλλιώς πήγαινε στο βήμα 5.

βήμα 5. Τέλος.

Συνήθως, οι σημαντικοί πόροι όπως οι μηχανές, επιλέγονται πρώτοι για τον υπολογισμό των ακολουθιών τους. Τα χρωμοσώματα που παράγονται δεν αποτελούν πάντα εφικτά προγράμματα λόγω των διαφόρων συγκρούσεων ανάμεσά τους. Στην περίπτωση αυτή, εφαρμόζεται μια παρόμοια διαδικασία με την παραπάνω για την τροποποίηση των χρωμοσωμάτων που παρήχθησαν και τη μετατροπή τους σε ένα εφικτό πρόγραμμα. Στη διαδικασία αυτή, οι διεργασίες σε μια ακολουθία για ένα συγκεκριμένο πόρο επαναταξινομούνται, έτσι ώστε να παραχθεί ένα εφικτό πρόγραμμα.

Η συσχέτιση μεταξύ του κώδικα αντιμετωπιζόμενων διεργασιών και των εξόδων των νευρώνων τύπου I, στις ομάδες νευρώνων RC και JC, είναι ένα ακόμα σημαντικό θέμα προς διερεύνηση. Για οποιαδήποτε διεργασία $[i, k]$ και $[j, l]$ μέσα σε μια ομάδα νευρώνων RC, η έξοδος $ZI_{kl} = 1$, όταν η διεργασία $[i, k]$ προηγείται της $[j, l]$ στον κώδικα και αντίστροφα. Για τις διεργασίες $[i, k]$ και $[i, l]$ σε μία ομάδα νευρώνων JC, η έξοδος $YI_{kl} = 1$, όταν η διεργασία $[i, k]$ προηγείται της $[i, l]$ στον κώδικα και αντίστροφα.

$$ZI_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{εάν η διεργασία } [i, k] \text{ προηγείται της } [j, l] \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.5.3.22)$$

$$YI_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{εάν η διεργασία } [i, k] \text{ προηγείται της } [i, l] \\ 0 & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5.5.3.23)$$

Παράγοντας Διασταύρωσης. Η διασταύρωση εκτελεί μια αναζήτηση για ένα νέο πεδίο λύσεων. Συμβαίνει στο ίδιο τμήμα του κώδικα ακολουθίας των διεργασιών για κάθε πόρο, ανάμεσα σε δύο διαφορετικά χρωμοσώματα.

Για το πρόβλημα *EJSSP* με αντικειμενική συνάρτηση της μορφής (5.5.3.6), εφαρμόζεται η διασταύρωση θέσεως (OX) των Poon Carter (1995). Για προβλήματα πρόωρων και καθυστερημένων εργασιών με αντικειμενική συνάρτηση της μορφής (5.5.3.7), εφαρμόζεται μια υβριδική διασταύρωση, η οποία σχεδιάστηκε από τους συγγραφείς. Η υβριδική διασταύρωση κρίθηκε πολύ αποτελεσματική, Yu et al. (2000), σε ένα πρόβλημα με ποινές για τις πρόωρες και τις καθυστερημένες εργασίες και αναλύεται παρακάτω:

βήμα 1. Επέλεξε τυχαία δυο χρωμοσώματα “γονείς”

Π.χ. Γονέας_1: (e, a, c, b, f, d) — (2, 5, 9, 10, 17, 23)

Γονέας_2: (b, d, a, f, c, e) — (0, 5, 7, 14, 20, 21)

Δίπλα στα χρωμοσώματα φαίνονται οι χρόνοι έναρξης των αντίστοιχων διεργασιών

βήμα 2. Επέλεξε τυχαία ένα αριθμό γονιδίων (με έντονο χρώμα) από κάθε χρωμόσωμα “γονέα”, ως τα αρχικά γονίδια για τα νέα χρωμοσώματα “παιδιά” .

Π.χ. Πρώτο-παιδί_1: (e, a, c, b, f, d) \rightarrow (2, 5, 9, 10, 17, 23)

Πρώτο-παιδί_2: (b, d, a, f, c, e) \rightarrow (0, 8, 7, 14, 20, 21)

βήμα 3. Για τη συμπλήρωση των υπόλοιπων γονιδίων στο κάθε “παιδί”, επέλεξε τα αντίστοιχα γονίδια του άλλου “γονέα”.

Π.χ. Συμπληρωματικά γονίδια του Πρώτο-παιδί_1 από το Πρώτο-παιδί_2:

(e, a, c, b, f, d) \rightarrow (21, 7, 20, 0, 14, 5)

Συμπληρωματικά γονίδια του Πρώτο-παιδί_2 από το Πρώτο-παιδί_1:

(b, d, a, f, c, e) \rightarrow (10, 23, 5, 17, 9, 2)

Πρώτο-παιδί_1: (e, a, c, b, f, d) \rightarrow (2, 7, 9, 10, 14, 5)

Πρώτο-παιδί_2: (b, d, a, f, c, e) \rightarrow (10, 5, 5, 14, 9, 21)

βήμα 4. Ανασύνταξε τις θέσεις των γονιδίων των δύο αυτών χρωμοσωμάτων σε αύξουσα σειρά για να δημιουργηθούν τα δύο τελικά χρωμοσώματα “παιδιά”.

Παιδί_1: (e, d, a, c, b, f) \rightarrow (2, 5, 7, 9, 10, 14)

Παιδί_2: (d, a, f, b, f, e) \rightarrow (5, 5, 9, 10, 14, 21)

Παράγοντας Μετάλλαξης. Χρησιμοποιείται μετάλλαξη με αντιμετάθεση γονιδίων. Ο παράγοντας αντιμετάθεσης αλλάζει τις θέσεις δύο τυχαία επιλεγμένων γονιδίων. Χρησιμοποιώντας ως παράδειγμα το χρωμόσωμα (e, a, b, c, f, d), το αποτέλεσμα είναι το νέο χρωμόσωμα (e, c, b, a, f, d) με την αντιμετάθεση των γονιδίων **a** και **c**.

Έχει αποδειχθεί ότι το δίκτυο CNN αποτελεί μια ισχυρή βάση μοντελοποίησης και το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης είναι αποτελεσματικό για την χρονική βελτιστοποίηση σε μια συγκεκριμένη ακολουθία εργασιών. Μπορεί να μην είναι βέλτιστη, λόγω του καθορισμού των εξόδων Y_{kl} , δηλαδή η ακολουθία εργασιών σε κάθε μηχανή του τύπου νευρώνων I είναι, κατά κύριο λόγο, τυχαία.

Ενοποίηση του ΓΑ και του δικτύου CNN μέγιστης κατάβασης.

Στην προηγούμενη παράγραφο παρουσιάστηκε ένας ΓΑ για τη βελτιστοποίηση της ακολουθίας εκτέλεσης των εργασιών. Κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε μια ακολουθία εργασιών που χρησιμοποιεί τον ίδιο πόρο. Η αξιολόγηση του κώδικα ενός χρωμοσώματος, εξαρτάται από την απόδοση της καλύτερης ταξινόμησης που έχει πετύχει, με τους βέλτιστους χρόνους έναρξης των διεργασιών στην ακολουθία του κώδικα του χρωμοσώματος. Το πρόγραμμα που παράγεται από το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης, λαμβάνεται ως μέτρο αξιολόγησης του χρωμοσώματος.

5.5 Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΥΒΡΙΔΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Μπορεί να θεωρηθεί ότι, η βελτιστοποίηση των χρόνων έναρξης των διεργασιών σε μια ακολουθία, με τη βοήθεια του δικτύου CNN μέγιστης κατάβασης, είναι μόνο ένα κομμάτι της αξιολόγησης της απόδοσης του χρωμοσώματος.

Η υβριδική μέθοδος προγραμματισμού εργασιών είναι η ακόλουθη:

- βήμα 1.* Αρχικοποίηση – αντιστοίχησε ένα χρόνο έναρξης σε κάθε διεργασία.
- βήμα 2.* Περίγραψε την ακολουθία των διεργασιών με τη μορφή χρωμοσωμάτων.
- βήμα 3.* ‘Τρέξε’ το δίκτυο CNN με υβριδική ενημέρωση των νευρώνων.
- βήμα 4.* Εάν υφίστανται συγκρούσεις μεταξύ των περιορισμών επέστρεψε στο βήμα 3, αλλιώς πήγαινε στο βήμα 5.
- βήμα 5.* Εφάρμοσε τον αλγόριθμο αναζήτησης με μέγιστη κατάβαση στους νευρώνες τύπου S, εάν απαιτείται βελτιστοποίηση των χρόνων έναρξης των εργασιών και επέστρεψε στο βήμα 3, αλλιώς πήγαινε στο βήμα 6.
- βήμα 6.* Εάν απαιτείται ρύθμιση στην ακολουθία των διεργασιών, τότε εφάρμοσε την διασταύρωση του GA και πήγαινε στο βήμα 2, αλλιώς πήγαινε στο βήμα 7.
- βήμα 7.* Τέλος.

5.5.3.7 Μελέτη Περιπτώσεων

Στην παράγραφο αυτή μελετούνται 3 υποδείγματα προγραμματισμού εργασιών της βιβλιογραφίας, έτσι ώστε φανούν τα χαρακτηριστικά και η απόδοση του μοντέλου που προτείνεται στο άρθρο αυτό. Για τον προγραμματισμό των προσομοιώσεων χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα C, ενώ η εκτέλεση των υπολογισμών έγινε με τη βοήθεια ενός PC 486/100.

Παράδειγμα 1. Στον πίνακα 5.5.3.1 φαίνεται το γνωστό υπόδειγμα 6×6 των Muth και Thompson (1963). Είναι γνωστό ότι ο ελάχιστος χρόνος εκτέλεσης και της τελευταίας εργασίας που φεύγει από το σύστημα είναι 55.

- (1) Το δίκτυο CNN και το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης εφαρμόζονται στο παραπάνω πρόβλημα. Για τη σύγκριση της απόδοσης των δύο αυτών δικτύων εφαρμόζονται διαφορετικοί περιορισμοί, αρχικές συνθήκες και μέθοδοι ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα φαίνονται στον πίνακα 5.5.3.2, όπου ο χρόνος περάτωσης και της τελευταίας εργασίας προέρχεται από το μέσο όρο 400 προσομοιώσεων.

Πίνακας 5.5.3.12: Τα δεδομένα του υποδείγματος μέτρησης επιδόσεων 6×6

Μηχανή (χρόνος επεξεργασίας)/εργασία	M ₁ (t ₁)	M ₂ (t ₂)	M ₃ (t ₃)	M ₄ (t ₄)	M ₅ (t ₅)	M ₆ (t ₆)
Εργασία 1	3 (1)	1 (3)	2 (6)	4 (7)	6 (3)	5 (6)
Εργασία 2	2 (8)	3 (5)	5 (10)	6 (10)	1 (10)	4 (4)
Εργασία 3	3 (5)	4 (4)	6 (8)	1 (9)	2 (1)	5 (7)
Εργασία 4	2 (5)	1 (5)	3 (5)	4 (3)	5 (8)	6 (9)
Εργασία 5	3 (9)	2 (3)	5 (5)	6 (4)	1 (3)	4 (1)
Εργασία 6	2 (3)	4 (3)	6 (9)	1 (10)	5 (4)	3 (1)

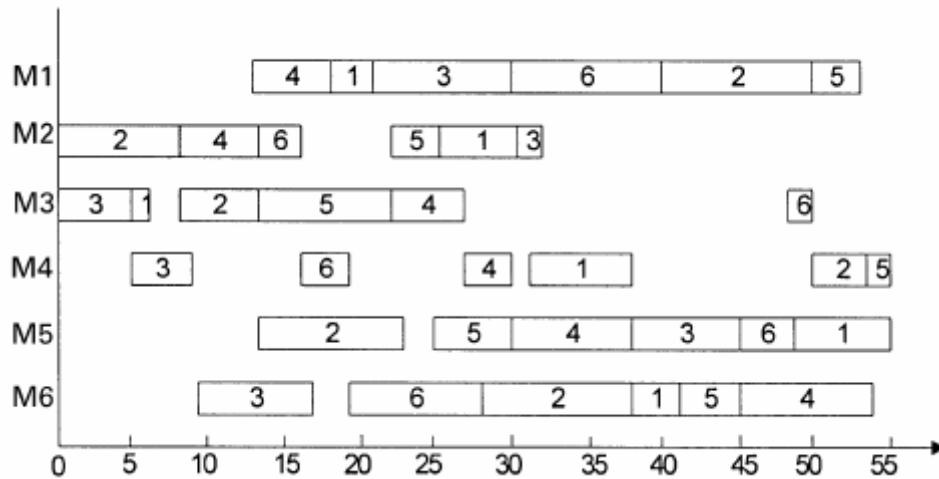
Πίνακας 5.5.3.13: Αποτελέσματα για το υπόδειγμα μέτρησης επιδόσεων 6×6 από την εφαρμογή των μοντέλων CNN και CNN μέγιστης κατάβασης

Μοντέλο που εφαρμόζεται	Προθεσμία παράδοσης	Αρχικοί χρόνοι έναρξης εργασιών	Χρόνος περάτωσης της τελευταίας εργασίας
CNN	+ ∞	0	73
CNN μέγιστης κατάβασης	+ ∞	Τυχαίοι	112.65/128/68
		Τυχαίοι	58.4/68/55
CNN	80	0	65
CNN μέγιστης κατάβασης	80	Τυχαίοι	63.4/65/58
		Τυχαίοι	58.8/64/56
CNN	60	0	66
CNN μέγιστης κατάβασης	60	Τυχαίοι	63/66/65
		Τυχαίοι	58.2/65/55

Σε σύγκρισή με το δίκτυο CNN, το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης αποδίδει καλύτερα. Επίσης, φαίνεται ότι η απόδοση του δικτύου CNN μέγιστης κατάβασης, δεν εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαφοροποίηση των χρόνων έναρξης των διεργασιών και της προθεσμίας παράδοσής τους, σε αντίθεση με το απλό δίκτυο CNN, που αποδίδει καλύτερα με τυχαίους χρόνους έναρξης των εργασιών και ‘σφιχτές’ προθεσμίες παράδοσης.

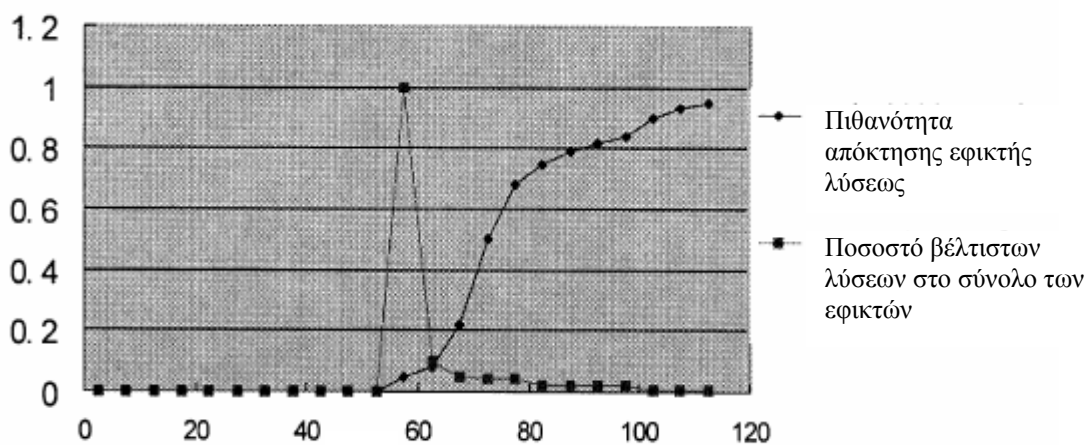
Παρόλα αυτά η πιθανότητα απόκτησης του βέλτιστου προγράμματος είναι ακόμα χαμηλή. Αυτό σημαίνει ότι το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης είναι πιο ισχυρό από το απλό δίκτυο CNN, αλλά χρειάζεται περαιτέρω βελτίωση.

- (2) Η εφαρμογή της υβριδικής μεθόδου στο πρόβλημα, παράγει 4 διαφορετικά βέλτιστα προγράμματα, ένα εκ των οποίων φαίνεται στον σχήμα 5.5.3.6. Όλα τα βέλτιστα προγράμματα είναι διαφορετικά από αυτό των Muth και Thompson (1963). Ο μέσος χρόνος εκτέλεσης των υπολογισμών είναι 6.7 δευτερόλεπτα για το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης, ενώ για το υβριδικό μοντέλο είναι 7.5 δευτερόλεπτα. Το συμπέρασμα από τη σύγκριση των δύο μοντέλων είναι ότι το δεύτερο πετυχαίνει πολύ καλύτερη απόδοση με ελαφρώς μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος.



Σχήμα 5.5.3.6: Ένα εκ των βέλτιστων προγραμμάτων για το υπόδειγμα μέτρησης επιδόσεων 6×6

- (3) Από τα παραπάνω, είναι φανερό ότι η προθεσμία παράδοσης των εργασιών είναι σημαντικές για προβλήματα με αντικειμενική συνάρτηση της μορφής (5.5.3.7). Εάν οι προθεσμίες είναι πολύ ‘χαλαρές’, τότε είναι εύκολο να βρεθεί μια εφικτή λύση, αλλά η ποιότητα των λύσεων είναι χαμηλή. Από την άλλη πλευρά, παρότι είναι δύσκολο να βρεθούν εφικτές λύσεις όταν οι προθεσμίες είναι πιο ‘σφικτές’, οι λύσεις που επιτυγχάνονται είναι καλύτερες. Υπάρχει μια αναλογία ανάμεσα στην απόδοση της μεθόδου και της προθεσμίας της τελευταίας εργασίας (σχήμα 5.5.3.7), όπου φαίνεται ότι το μεγαλύτερο ποσοστό βέλτιστων λύσεων βρίσκεται για προθεσμίες σε μια περιοχή γύρω από τη τιμή 60. Σύμφωνα με τον Fox (1994), είναι θεμιτό να μεταβάλλονται οι προθεσμίες σε ένα πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών, όντας ένας χαλαρός περιορισμός.



Σχήμα 5.5.3.7: Η επίδραση της προθεσμίας παράδοσης των εργασιών στην ποσότητα και την ποιότητα των λύσεων

Το δίκτυο CNN είναι εφαρμόσιμο σε πρακτικά προβλήματα *EJSSP* με αντικειμενική συνάρτηση της μορφής (5.5.3.6), με την σταδιακή χαλάρωση του περιορισμού των προθεσμιών.

Παράδειγμα 2. Εφαρμογή του CNN μέγιστης κατάβασης σε ένα πρόβλημα Π/Α εργασιών. Ένα πρόβλημα 15 εργασιών παράγεται με τυχαίο τρόπο (πίνακας 5.5.3.3). Η σειρά εκτέλεσης των 15 εργασιών φαίνεται στη τελευταία στήλη του πίνακα, ενώ οι βέλτιστοι χρόνοι έναρξης των εργασιών παρουσιάζονται στην προτελευταία στήλη. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της χρήσης του αλγορίθμου των Lee και Choi (1995), επιβεβαιώνεται ότι το συγκεκριμένο πρόγραμμα είναι βέλτιστο. Τέλος, συμπεραίνεται ότι το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης είναι εφαρμόσιμο σε προβλήματα Π/Α εργασιών και είναι ανώτερο από το απλό δίκτυο CNN, στην περίπτωση αυτή.

Τα παραπάνω δύο παραδείγματα φανερώουν ότι το δίκτυο CNN μέγιστης κατάβασης έχει βελτιωμένη απόδοση στον προγραμματισμό εργασιών, αλλά μειονεκτεί στη βελτιστοποίηση της ακολουθίας εργασιών στον κάθε πόρο (μηχανές, εργαλεία, κλπ).

Πίνακας 5.5.3.14: Αποτελέσματα για το πρόβλημα Π/Κ εργασιών σε μια μηχανή

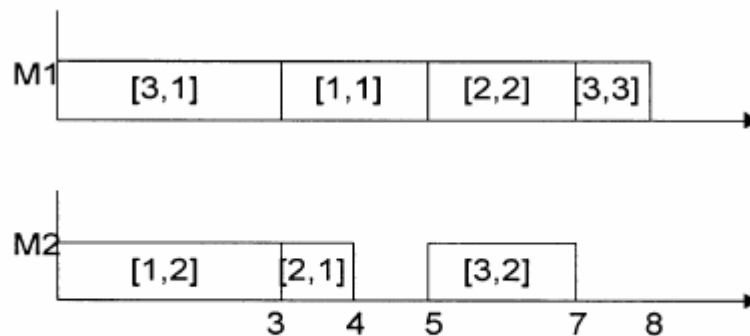
Εργασία	Χρόνος επεξεργασίας	Προθεσμία παράδοσης	h_i	w_i	Βέλτιστος χρόνος έναρξης	Ακολουθία εργασιών
1	14	100	4	5	87	9
2	11	93	1	3	28	3
3	9	121	2	3	112	11
4	12	126	5	2	145	15
5	13	16	3	5	3	1
6	6	43	5	1	39	4
7	9	110	5	1	101	10
8	12	31	5	4	16	2
9	10	132	4	3	122	12
10	10	55	3	2	45	5
11	2	137	3	3	132	13
12	11	87	3	2	76	8
13	12	77	5	3	64	7
14	5	150	2	5	140	14
15	8	62	3	3	55	6

Παράδειγμα 3. Το παράδειγμα αυτό πάρθηκε από την εργασία του Kusiak (1990) και φανερώνει την ικανότητα μοντελοποίησης του δικτύου CNN. Τα δεδομένα του προβλήματος φαίνονται στον πίνακα 5.5.3.4. Οι περιορισμοί ακολουθίας που επιβάλλονται από τον τεχνολογικό σχεδιασμό είναι οι εξής: $\{1,2\} \in Q_1$ για την εργασία 1; $\{1,2\} \in R_2$ για την εργασία 2 και $\{1,2\} \in R_3$ and $\{2,3\} \in R_3$ για την εργασία 3.

Πίνακας 5.5.3.15: Δεδομένα του προβλήματος παραγωγής με πολλαπλούς περιορισμούς πόρων

Εργασία	1	2	3
Διεργασία	1	2	1
Χρόνος επεξεργασίας	2	3	1
Μηχανή	1	2	2
Εργαλείο κοπής	1	1	2

Το πρόβλημα αυτό είναι μια ειδική περίπτωση του προβλήματος *EJSSP*, λόγω του ότι υπάρχει μια συσχέτιση συναρμολόγησης για την εργασία 3 και υπάρχουν δύο είδη πόρων, μηχανές και κοπτικά εργαλεία. Μια μέθοδος για την επίλυση του τυπικού προβλήματος προγραμματισμού εργασιών μπορεί να μην είναι εφαρμόσιμη στην περίπτωση αυτή.

**Σχήμα 5.5.3.8:** Βέλτιστο πρόγραμμα για το πρόβλημα του παραδείγματος 3

Είναι απλό να αποκτηθεί το βέλτιστο πρόγραμμα με τη χρήση της υβριδικής προσέγγισης, η οποία αποδίδει καλύτερα ακόμα και από τη μέθοδο που χρησιμοποιήθηκε από τον Kusiak (1990), η οποία πέτυχε καλύτερο χρόνο για την τελευταία εργασία ίσο 10, ενώ η υβριδική μέθοδος 8. Όλα τα παραπάνω αποτελούν απόδειξη για το γεγονός ότι η υβριδική προσέγγιση δεν αποτελεί μόνο ένα ισχυρό εργαλείο για τη μοντελοποίηση πολύπλοκων προβλημάτων παραγωγής, αλλά επίσης μια αποτελεσματική μέθοδο βελτιστοποίησης για αυτού του είδους τα προβλήματα (σχήμα 5.5.3.8).

5.5.3.8 Συμπεράσματα

Η υβριδική προσέγγιση που παρουσιάστηκε στη μελέτη αυτή, βασίζεται στην πρωτότυπη ιδέα του συνδυασμού ενός νευρωνικού δικτύου ικανοποίησης περιορισμών (CNN) με ένα γενετικό αλγόριθμο (ΓΑ). Το δίκτυο CNN είναι απλό στην εφαρμογή λόγω της αντικειμενοστραφούς δομής του. Η ικανότητα εκτέλεσης υπολογισμών του υβριδικού σχήματος είναι αρκετά ισχυρή ώστε να αντιμετωπίζει με ευχέρεια πολύπλοκα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, χάρη στην παράλληλη επεξεργασία του ΤΝΔ και τον

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

αποτελεσματικό μηχανισμό αναζήτησης του ΓΑ. Διάφορα πειράματα έχουν δείξει ότι η προσέγγιση αυτή είναι ιδιαίτερα υποσχόμενη για προβλήματα εκτεταμένου προγραμματισμού εργασιών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Περίληψη – Συμπεράσματα – Μελλοντική Έρευνα

6.1 Περίληψη της εφαρμογής των 5 ΤΝΔ στο πρόβλημα του ΠΕ

Στην παράγραφο αυτή γίνεται μια επισκόπηση της εφαρμογής των πέντε διαφορετικών προσεγγίσεων ΤΝΔ στο πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών, ενώ πρώτα αναλύονται οι διάφοροι περιορισμοί του προβλήματος αυτού και παρέχεται μια γενική παρουσίαση των αδυναμιών των δύο πιο σημαντικών ΤΝΔ, των δικτύων Hopfield και των μοντέλων BP.

6.1.1 Περιορισμοί που παρουσιάζονται στο πρόβλημα του ΠΕ

Τα προγράμματα (schedules) επηρεάζονται από διαφορετικούς παράγοντες όπως οι προτεραιότητες των εργασιών, οι απαιτήσεις των ληξιπρόθεσμων ημερομηνιών (προθεσμίες παράδοσης των εργασιών), οι ημερομηνίες κυκλοφορίας των προϊόντων, οι περιορισμοί των δαπανών, τα επίπεδα παραγωγής, οι περιορισμοί μεγέθους των παρτίδων, οι διαθεσιμότητα των μηχανών, οι δυνατότητες των μηχανών, η προτεραιότητα επεξεργασίας κ.α. Τα κριτήρια απόδοσης περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά την εξισορρόπηση μεταξύ των διατηρούμενων αποθεμάτων, των συχνών μεταστροφών παραγωγής, της ικανοποίησης των απαιτήσεων των διαφορετικών επιπέδων παραγωγής και της ικανοποίησης των ληξιπρόθεσμων ημερομηνιών (Graves 1981, Morton και Pentico 1997).

Ο αποτελεσματικός σχεδιασμός και προγραμματισμός παραγωγής είναι αναγκαία χαρακτηριστικά στη σύγχρονη βιομηχανία, για την επιβίωση στην αγορά. Οι επιχειρήσεις πρέπει να προλαβαίνουν τις ημερομηνίες παράδοσης των προϊόντων στους πελάτες, ενώ η αποτυχία στον τομέα αυτό μπορεί να οδηγήσει στην απώλεια καλής θέλησης και αξιοπιστίας της εταιρίας. Επίσης, οι εργασίες θα πρέπει να προγραμματίζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να χρησιμοποιούν τους διαθέσιμους πόρους με αποτελεσματικό τρόπο. Σε αυτό το πλαίσιο, οι βιομηχανικές επιχειρήσεις αποφάσισαν να υιοθετήσουν ευφυείς λύσεις, δεδομένου ότι οι μηχανισμοί του παραδοσιακού βιομηχανικού σχεδιασμού και προγραμματισμού παραγωγής αποδεικνύονται ανεπαρκώς ευέλικτοι έτσι ώστε να αποκρίνονται στις μεταβαλλόμενες μορφές παραγωγής και τις ιδιαίτερα δυναμικές παραλλαγές στις απαιτήσεις προϊόντων (Shaw και Whinston, 1986 Dornan 1987, Meredith et al. 1994). Η έρευνα AMR (1996), έδειξε ότι μια επιχείρηση με αποτελεσματικό προγραμματισμό παραγωγής μπορεί να επιτύχει τα εξής:

6.1 ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΤΩΝ 5 ΤΝΔ ΣΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΟΥ ΠΕ

- Μείωση των δαπανών παραγωγής από 10 ως 15%, με αποτέλεσμα το διπλασιασμό του περιθωρίου κέρδους της επιχείρησης.
- Μείωση του κόστους αποθεμάτων από 8 ως 10%.
- Αύξηση των έγκαιρων παραδόσεων των προϊόντων στους πελάτες κατά 30%.

Από την άλλη πλευρά, η λειτουργία του προγραμματισμού παραγωγής αλληλεπιδρά με τις άλλες λειτουργίες μιας επιχείρησης. Επηρεάζεται από το μεσοπρόθεσμο προγραμματισμό, ο οποίος εξετάζει τα επίπεδα αποθεμάτων, την πρόβλεψη της ζήτησης και το πλάνο των απαιτήσεων προκειμένου να επιτευχθεί η βελτιστοποίηση του συνδυασμού “Παραγωγή – Κατανομή των πόρων”. Σε αυτό το πλαίσιο, η κατασκευή ενός εφικτού, βελτιστοποιημένου (όσο το δυνατόν περισσότερο) προγράμματος παραγωγής από το διευθυντή παραγωγής χωρίς την υποστήριξη ενός συστήματος πληροφοριών είναι δύσκολη και χρονοβόρα διαδικασία που απαιτεί όχι μόνο μια βαθιά γνώση όλων των στοιχείων και των παραμέτρων του συστήματος παραγωγής, σε οποιαδήποτε στιγμή, αλλά επίσης και εξεζητημένη γνώση στο συγκεκριμένο τομέα.

Επιπλέον, πρέπει να λάβουμε υπόψη ότι το πρόβλημα του προγραμματισμού εργασιών είναι επιστημονικώς αποδεδειγμένο (Conway et Al 1967 Panurak 1991 Applegate και Cook 1991), ένα από τα πιο δύσκολα, εάν όχι το πιο δύσκολο από την κατηγορία των *NP-hard* προβλημάτων που μπορούν να συναντηθούν στη θεωρία βελτιστοποίησης. Στα πραγματικά προβλήματα, ο αριθμός των πόρων και τα διαφορετικά είδη περιορισμών είναι πολύ μεγάλα, δίνοντας στη διαδικασία χειρισμού τους εξαιρετικό βαθμό δυσκολίας. Η παρουσία δυναμικών αβεβαιοτήτων, όπως οι βλάβες των μηχανών, οι αποτυχίες των εργαλείων, οι ακυρώσεις παραγγελιών, οι αλλαγές των ληξιπρόθεσμων ημερομηνιών και οι στοχαστικές αφίξεις των εργασιών, αυξάνουν την πολυπλοκότητα του προβλήματος.

6.1.2 Περιορισμοί που παρουσιάζονται στα μοντέλα Hopfield και BP

6.1.2.1 Δίκτυα Hopfield

Ο πίνακας 6.1.1 φανερώνει ότι μόνο η τεχνική των Sabuncuoglu και Gurgun (1996) παρέχει επαρκή αποτελέσματα στα υποδείγματα μέτρησης επιδόσεων. Πολλές από τις μεθόδους των ΤΝΔ Hopfield που ανήκουν σε εφαρμογές υλικού, έχουν χρόνους εκτέλεσης οι οποίοι εξαρτώνται από τα ηλεκτρονικά εξαρτήματα που χρησιμοποιούνται και επομένως τα αποτελέσματα παράγονται στιγμιαίως. Καθώς τα μοντέλα αυτά ενσωματώνουν μαθηματική κωδικοποίηση, υποφέρουν από υψηλές απαιτήσεις σε αριθμό περιορισμών, μεταβλητών και

διασυνδέσεων, επομένως μπορούν να αντιμετωπίσουν μόνο μικρού μεγέθους προβλήματα και παγιδεύονται συχνά σε τοπικά βέλτιστα.

Πίνακας 6.1.1: Αποτελέσματα της τεχνικής TND Sabuncuoglu και Gurgun (1996) σε γνωστά υποδείγματα Π_J

Πρόβλημα	FT 10	FT 20	LA 1	LA 2	LA 3	LA 4	LA 5	LA 6	LA 7	LA 8	LA 9
makespan	940	1165	666	655	604	590	593	926	890	863	951
MΣΣ (%)	1.08	0.00	0.00	0.00	1.17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Χρόνος (s)	6800	3700	920	920	920	920	920	2300	2300	2300	2300
Πρόβλημα	LA 12	LA 13	LA 14	LA 15	LA 16	LA 17	LA 19	LA 20	LA 23	ABZ 5	ABZ 6
makespan	1039	1150	1292	1207	946	786	842	907	1032	1239	947
MΣΣ (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.26	0.00	0.55	0.00	0.41	0.42
Χρόνος (s)	3700	3700	3700	3700	6800	6800	6800	6800	19172	6800	6800
FT – Fisher και Thomson (1963)				LA – Lawrence (1984)				ABZ – Adams et al. (1988)			

Οι Vaessens et al. (1996), επισημαίνουν ότι η εφαρμογή των TND στο Π_J, κυρίως από το πεδίο των δικτύων Hopfield, είναι σε αρχικό στάδιο και τα αναφερόμενα αποτελέσματα είναι μηδαμινά μέχρι στιγμής, συνεπώς τα συστήματα προγραμματισμού εργασιών που βασίζονται στα TND συγκρίνονται συνήθως με παραδοσιακές ευρετικές τεχνικές.

Για τα σύνθετα προβλήματα όπως το Π_J, το μοντέλο Hopfield είναι ανίκανο να συγκλίνει στο ολικό βέλτιστο δεδομένου ότι έχει μια τάση να “παγιδεύεται” σε λύσεις τοπικών ελάχιστων, ως εκ τούτου δεν υπάρχει καμία εγγύηση επίτευξης “καλών” λύσεων. Ακόμα, πολλές από αυτές τις λύσεις δεν ικανοποιούν τους περιορισμούς και ως εκ τούτου, είτε παράγουν ακολουθίες που παραβιάζουν τις σχέσεις προτεραιότητας εκτέλεσης των εργασιών, είτε καταλήγουν σε αντίστοιχες διεργασίες που δεν ταξινομούνται καθόλου. Τα συστήματα που βασίζονται στο μοντέλο Hopfield δυσκολεύονται να επιλύσουν τα μεγάλου μεγέθους προβλήματα και η ύπαρξη μιας τετραγωνικής συνάρτησης ενέργειας εμφανίζει “φτωχές” ιδιότητες ταξινόμησης, καθώς ο αριθμός των ενισχυτών και των ωμικών διασυνδέσεων που απαιτούνται αυξάνονται εκθετικά και είναι υπερβολικός ακόμη και για τα μικρού μεγέθους προβλήματα.

Επιπλέον, η συνάρτηση ενέργειας στηρίζεται στην υπόθεση των συμμετρικών βαρών σύνδεσης, αλλά δεν υπάρχει κανένα στοιχείο ότι μια τέτοια δομή υφίσταται σε οποιοδήποτε βιολογικό σύστημα μνήμης. Αυτό αποτελεί συνήθως το κύριο μειονέκτημα της αυτο-συσχετιζόμενης μνήμης Hopfield (Zhuang et al. 1996). Επιπλέον, ο προσδιορισμός των συντελεστών της συνάρτησης ενέργειας είναι ένα σημαντικό μειονέκτημα των νευρωνικών δικτύων Hopfield. Οι λύσεις που αποκτούνται εξαρτώνται από τις αρχικές τιμές των επιλεγόμενων παραμέτρων, όπου για κάθε μεμονωμένη περίπτωση αυτές οι τιμές πρέπει να επιλεγούν προσεκτικά, καταλήγοντας σε μια τεχνική που παρουσιάζει σημαντική εξάρτηση από την κάθε περίπτωση προβλήματος. Η προσομοίωση της διαφορικής εξίσωσης έχει μια

πολυπλοκότητα $O(n^3)$, όπου n ο αριθμός των νευρώνων, καθιστώντας την παραγωγή λύσεων για μεγαλύτερου μεγέθους προβλήματα υπολογιστικά δαπανηρή. Οι Wilson και Pawley (1988), οι Aiyer et al. (1990) και ο Kunz (1991), υπογραμμίζουν σημαντικές ασυμφωνίες στο μοντέλο αυτό και θεωρούν το μοντέλο Hopfield κατώτερο από άλλους γνωστούς συμβατικούς ευρετικούς αλγόριθμους συνδυαστικής βελτιστοποίησης, από την άποψη του χρόνου εκτέλεσης υπολογισμών και της ποιότητας των λύσεων (Zhou et al. 1991).

6.1.2.2 Δίκτυα BP

Όπως έχει ήδη επισημανθεί, η συγκριτική ανάλυση της απόδοσης του δικτύου *BP* είναι πολύ δύσκολη, λόγω της ελλιπούς βιβλιογραφίας πάνω στην χρήση αυτών των μοντέλων για την επίλυση του Π_J .

Τα μειονεκτήματα της αρχιτεκτονικής *BP* είναι ποικίλα και σημαντικά. Τα περισσότερα από τα προβλήματα που έχουν αντιμετωπιστεί είναι πολύ μικρότερα και απλούστερα από το Π_J . Απαιτούνται υπερβολικοί αριθμοί νευρώνων και τα δεδομένα εκπαίδευσης δημιουργούνται από πληροφορίες που καθορίζονται από τους εμπειρογνώμονες ή από βάσεις δεδομένων. Οι εμπειρογνώμονες, τείνουν γενικά να βρίσκονται κοντά στις βέλτιστες λύσεις στις περισσότερες των περιπτώσεων. Εντούτοις, λόγω της μεγάλης δυσκολίας επίλυσης του Π_J , οι εμπειρογνώμονες μπορούν μόνο να υποθέσουν τη λύση, γεγονός που την καθιστά κάθε άλλο παρά βέλτιστη. Το γεγονός αυτό δεν ανταποκρίνεται στις παρούσες συνθήκες λειτουργίας της βιομηχανίας, όπου η αποβολή κάθε άχρηστης πληροφορίας αποτελεί πρωταρχική ανησυχία, η οποία απαιτεί, εάν όχι βέλτιστες, τουλάχιστον υποβέλτιστες λύσεις.

Αν και το μοντέλο *BP* είναι σε θέση να εκτελέσει αποτελεσματικές ταξινόμησης, παρουσιάζει περιορισμένη επιτυχία όσον αφορά στα προβλήματα βελτιστοποίησης, λόγω της έλλειψης γενικών υποδειγμάτων εκπαίδευσης σ' αυτού του είδους τα προβλήματα. Κατά συνέπεια, όταν βρίσκεται αντιμέτωπη με προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, η αρχιτεκτονική *BP* είναι ανεπαρκής. Το γεγονός αυτό παρατηρείται σε προηγούμενα συστήματα που έχουν αναπτυχθεί (Sastri και Malave 1991, Yih et al. 1991, Potvin et al. 1992, Keymeulen και De Gerlache 1993, Kim et al. 1995), στα οποία η συνάρτηση σφάλματος που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί, έχει τη μορφή του συνολικού χρόνου εκτέλεσης των εργασιών (makespan) ή της μέγιστης συνολικής καθυστέρησης, κριτήρια τα οποία, η αρχιτεκτονική *BP* είναι ανίκανη να βελτιστοποιήσει. Κατά συνέπεια, αναπτύσσονται εναλλακτικά συστήματα που ενσωματώνουν τεχνικές επιχειρησιακής έρευνας, όπου το νευρωνικό δίκτυο δεν εκτελεί τη βελτιστοποίηση αλλά δίνει (ή παίρνει) τις τιμές σε (ή από) άλλες μεθόδους

βελτιστοποίησης. Τα προβλήματα που αντιμετωπίζονται από αυτά τα συστήματα είναι πολύ μικρότερα και απλούστερα από το P_I , ενώ δεν μπορούν να επιλυθούν γενικές προβλήματα προγραμματισμού εργασιών και τα δεδομένα εκπαίδευσης δημιουργούνται από τις πληροφορίες των εμπειρογνομόνων ή από βάσεις δεδομένων που είναι ανεπαρκείς στα πλαίσια του P_I .

Συνεπώς, τα ΤΝΔ δεν θεωρούνται προς το παρόν ανταγωνιστικά σε σχέση με τις καλύτερες ευρετικές μεθόδους όσον αφορά τα προβλήματα βελτιστοποίησης (πίνακας 6.1.2).

Πίνακας 6.1.2: Συγκριτική ανάλυση διάφορων τεχνικών επίλυσης του υποδείγματος μέτρησης επιδόσεων FT10

Ερευνητές που έλυσαν το πρόβλημα	Αριθμός απαιτούμενων κόμβων, επαναλήψεων κ.α	Χρόνος που επιτυγχάνεται το βέλτιστο ή το ΑΦ σε sec (μηχανή που χρησιμοποιήθηκε)	Makespan (ΑΦ)	ΚΦ
Fisher & Thompson ('63)	—	δεν δίνεται (IBM 650)	1101	ΜΔ
Balas ('69) _a	156	δεν δίνεται (CDC 6400)	1177	ΜΔ
Schrage ('70) _a	923	δεν δίνεται (CDC 6400)	1156	ΜΔ
Florian <i>et al.</i> ('71)	100	δεν δίνεται (CDC 6400)	1041	ΜΔ
Bratley <i>et al.</i> ('73)	ΜΔ	δεν δίνεται (CYBER 74)	980	ΜΔ
McMahon and Florian ('75)	26692	698.05 (CYBER 74)	972	808
Lageweg <i>et al.</i> ('77)	ΜΔ	δεν δίνεται (CDC 73-28)	1082	ΜΔ
Lageweg ('82)	119344	512 (CYBER 170-750)	935	808
Fisher <i>et al.</i> ('83)	1	700 (CYBER 73-28)	1084	813
Lageweg ('84) _b	ΜΔ	6420 (CYBER 170-750)	930	907
Barker & McMahon ('85)	164	193 (CYBER 171)	960	860
Adams <i>et al.</i> ('88) (SB II)	270	320 (VAX 780/11)	930	808
Carlier & Pinson ('89)	4039	3305 (PRIME 2655)	930	808

ΜΔ: Μη Διαθέσιμο

6.1.3 Επισκόπηση των 5 διαφορετικών προσεγγίσεων ΤΝΔ στο πρόβλημα του ΠΕ

6.1.3.1 Το τροποποιημένο δίκτυο Hopfield

Αναλύεται το πρόβλημα της διαστατικότητας (υπέρμετρη αύξηση του υπολογιστικού φόρτου λόγω αύξησης της διάστασης του προβλήματος), με τη χρήση ενός τροποποιημένου δικτύου Hopfield το οποίο ενισχύεται με μη γραμμικούς βηματικούς h-ενισχυτές. Αποδεικνύεται ότι, το τροποποιημένο δίκτυο ξεπερνά τα συνήθη προβλήματα των δικτύων Hopfield, που σχετίζονται με τη τετραγωνική συνάρτηση ενέργειας και παρόλο που το δίκτυο παρουσιάζει μη γραμμική αύξηση των απαιτούμενων μεταβλητών και κατά συνέπεια των απαιτούμενων νευρώνων, ο υπολογιστικός φόρτος στον κάθε νευρώνα διατηρείται σε χαμηλά επίπεδα, με αποτέλεσμα το δίκτυο να συμπεριφέρεται καλύτερα σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας.

Τα αποτελέσματα φανερώνουν ότι, για ένα σταθερό αριθμό εργασιών $n = 100$, ο αριθμός των απαιτούμενων ενισχυτών (δηλ. τύποι f , g , και h) και επομένως ο αριθμός των περιορισμών και των μεταβλητών αυξάνεται γραμμικά με τον αριθμό των μηχανών.

Αντίθετα, για ένα σταθερό αριθμό μηχανών $m = 100$, ο αριθμός των ενισχυτών και επομένως των περιορισμών και των μεταβλητών αυξάνεται με πολυωνυμικό ρυθμό σε σχέση με τον αριθμό των εργασιών. Τέλος ο αριθμός των απαιτούμενων διασυνδέσεων αυξάνεται πολυωνικά μεταβάλλοντας είτε τον αριθμό των εργασιών είτε τον αριθμό των μεταβλητών.

Ο συνολικός μέγιστος αριθμός διασυνδέσεων που απαιτούνται είναι δύο φορές το γινόμενο του αριθμού περιορισμών και του αριθμού μεταβλητών. Εντούτοις, στην πράξη, μόνο ένα μικρό μέρος (περίπου ένα τέταρτο) του πίνακα των διασυνδέσεων χρησιμοποιείται πραγματικά. Παρόλο που αριθμός των απαιτούμενων ενισχυτών, περιορισμών, μεταβλητών και διασυνδέσεων φαίνεται αστρονομικός, η πρόσφατη και η μελλοντική ανάπτυξη της οπτικής τεχνολογίας και της τεχνολογίας VLSI θα καταστήσει εφικτές τέτοιου είδους εφαρμογές υλικού.

6.1.3.2 Το τροποποιημένο νευρωνικό μοντέλο BP

Ο περιορισμός των υποδειγμάτων μεγέθους 30×10 , απορρέει από τον περιορισμό στον αριθμό των νευρώνων και των συνδέσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα ΤΝΔ. Είναι σημαντικό το γεγονός ότι, οι χρόνοι που παρουσιάζονται στον πίνακα 5.3.8, αποκτήθηκαν μετά από το πέρας της εκπαίδευσης του δικτύου και σε κάποιες περιπτώσεις χρειάστηκαν ακόμα και 24 ώρες εκπαίδευσης για να επιτευχθούν ικανοποιητικές τιμές σφάλματος. Προκειμένου να αποκτηθούν οι ολικές βέλτιστες τιμές, απαιτούνται βέλτιστα δεδομένα εκπαίδευσης και επομένως η μέθοδος δεν μπορεί να αντιμετωπίσει γενικευμένα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών.

Το κύριο μειονέκτημα του συστήματος, είναι η αδυναμία του να αντιμετωπίζει προβλήματα εκτός των ορίων των υποδειγμάτων εκπαίδευσης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, τα υποδείγματα δοκιμής να είναι επιτυχημένα υπό τον περιορισμό να μην διαφέρουν σε ποσοστό άνω του 20% από τα υποδείγματα εκπαίδευσης και να καταλήγουν στον ίδιο βέλτιστο χρόνο εκτέλεσης όλων των εργασιών (makespan). Προκειμένου να επιτευχθεί κάτι τέτοιο, θα πρέπει κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, να μεταβάλλονται οι χρόνοι επεξεργασίας μόνο των μη κρίσιμων εργασιών σε ποσοστό μικρότερο του 20%. Βάσει της εργασίας των Balas (1969), των Matsuo et al. (1988) και των Van Laarhoven et al. (1992), αποδεικνύεται ότι μια τέτοια μεταβολή δεν θα επηρεάσει την κρίσιμη ακολουθία των εργασιών και επομένως το ολικό makespan θα παραμείνει το ίδιο. Μια σημαντική παράμετρος στην παραπάνω διαδικασία είναι το γεγονός ότι η μεταβολή του χρόνου επεξεργασίας μιας μη κρίσιμης εργασίας να μην την εντάξει στις κρίσιμες. Κάτι τέτοιο εξασφαλίζεται με τον καθορισμό του περιθωρίου εκτέλεσης (η διαφορά ανάμεσα στον τρέχων και χρόνο εκτέλεσης και την προθεσμία

εκτέλεσης μιας εργασίας) της κάθε εργασίας και την αντιμετάθεση εκείνων των εργασιών, των οποίων η αλλαγή στο περιθώριο εκτέλεσής τους υπερβαίνει, σε ποσοστό το 20%, μετά την μεταβολή του χρόνου επεξεργασίας τους. Αξίζει να σημειωθεί, ότι μια τέτοια αντιμετάθεση εργασιών έχει αναλογίες με τις τεχνικές αναζήτησης του πεδίου λύσεων προβλημάτων του Storer et al. (1992, 1995).

Παρόλα αυτά, ακόμα και μια τέτοια μικρή αλλαγή των μεταβλητών του προβλήματος, δημιουργεί την ανάγκη ανεύρεσης εναλλακτικών βέλτιστων δεδομένων εκπαίδευσης και οδηγεί στην απαίτηση επανάληψης της διαδικασίας εκπαίδευσης, καταλήγοντας σε άλλη μια χρονοβόρα φάση εκπαίδευσης. Άρα, παρά την αξιοσημείωτη επιτυχία της μεθόδου, υπάρχουν σημαντικά προβλήματα στην προσέγγιση του τροποποιημένου μοντέλου *BP* και συνεπώς, η χρήση πολλαπλών εργαλείων, τα οποία συνδυάζουν τέτοιες προσεγγίσεις με πρόσθετους αλγόριθμους για την επίλυση του ακραίου υπολογιστικά προβλήματος Π_1 , είναι επιβεβλημένη.

6.1.3.3 Το ανταγωνιστικό δίκτυο Hopfield (CHNN)

Το νευρωνικό δίκτυο Hopfield ενσωματώνει μια δευτέρου βαθμού συνάρτηση ενέργειας, η οποία οδηγεί σε ένα δίκτυο με πολύ μεγάλο αριθμό διασυνδέσεων μεταξύ των νευρώνων και επομένως σε ένα πρόβλημα υψηλής διαστατικότητας. Αυτό σημαίνει ότι ο αριθμός των υπολογισμών που απαιτούνται αυξάνεται σημαντικά (NP-hard προβλήματα) με την αύξηση του μεγέθους του προβλήματος. Ο ανταγωνιστικός κανόνας μείωσε τους όρους περιορισμών στη συνάρτηση ενέργειας (στους 4 από τους 6), απλοποιώντας το δίκτυο και μειώνοντας τις διασυνδέσεις μεταξύ των νευρώνων. Επομένως, το δίκτυο CHNN είναι ένα ελαφρύτερο σχήμα που βοηθά στον περιορισμό του προβλήματος της διαστατικότητας.

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης καταδεικνύουν μερικά σημαντικά συμπεράσματα για το δίκτυο CHNN και τα χαρακτηριστικά του.

5. Με το τυχαίο καθορισμό των αρχικών τιμών των νευρώνων το δίκτυο παράγει εφικτά προγράμματα για το συγκεκριμένο πρόβλημα.
6. Παρόλο που μεγαλύτερες αρχικές τιμές των νευρώνων παράγουν μεγαλύτερες αρχικές τιμές ενέργειας, αυτές οι τιμές μειώνονται δραματικά με τις πρώτες επαναλήψεις του αλγόριθμου.
7. Ο ρυθμός σύγκλισης εξαρτάται από τις αρχικές τιμές των νευρώνων, όπως φαίνεται και στις μελέτες περιπτώσεων 3-8 στους πίνακες 5.4.8, 5.4.9 και 5.4.10. Γενικά, οι αρχικές καταστάσεις που ακολουθούν τυχαία κατανομή παράγουν ταχύτερες και στιβαρές λύσεις, όπως φαίνεται στις μελέτες περιπτώσεων 1-4.

8. Ο πίνακας των συναπτικών βαρών της εξίσωσης (5.4.6), παρόλο που είναι συμμετρικός (δηλαδή $W_{xyzijk} = W_{ijkxyz}$), όλα του τα στοιχεία είναι μη μηδενικά ($W_{xyzijk} \neq 0$). Επομένως, το δίκτυο μπορεί να εκτελέσει ταλάντωση κατά την εξέλιξή του, Hopfield και Tank (1986) και Takeda και Goodman (1986). Συνεπώς δεν υπάρχει εγγύηση για την επίτευξη λύσεως σε όλες τις περιπτώσεις. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φανερώνουν ότι το δίκτυο, στις μελέτες περιπτώσεων 5 και 6, παρουσιάζει ασταθή εξέλιξη με αποτέλεσμα την αδυναμία παραγωγής λύσεων. Από την άλλη, στις μελέτες περιπτώσεων 1, 2, 3, 4, 7 και 8 η ταλάντωση οδήγησε σε σύγκλιση, όπως φαίνεται και από τα διαγράμματα 5.4.7 έως 5.4.9.

Η πιο ικανή παράμετρος για την μέτρηση της απόδοσης του δικτύου CHNN είναι ο αριθμός των επαναλήψεων που απαιτείται για τη σύγκλιση σε μια λύση. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος χρειάζεται ένα μέσο όρο 5-15 επαναλήψεων για να συγκλίνει σε μια λύση. Όταν οι αρχικές τιμές τίθενται τυχαία, ένας ελάχιστος αριθμός 5 επαναλήψεων είναι αρκετός για τη σύγκλιση. Κάθε επανάληψη προϋποθέτει την ενημέρωση κάθε στήλης του δικτύου CHNN. Ο αριθμός των νευρώνων του δικτύου είναι $N \times M \times T$ και ο χρόνος εκτέλεσης των υπολογισμών είναι ίσος με το γινόμενο του αριθμού των νευρώνων του δικτύου επί τον χρόνο εκτέλεσης υπολογισμών του κάθε νευρώνα (ανάλογος με $N \times M$). Συνεπώς, η πολυπλοκότητα του αλγόριθμου είναι της τάξης του $O(N^2 M^2 T)$. Για παράδειγμα, στην περίπτωση μιας μηχανής με 20 εργασίες και χρόνο επεξεργασίας της κάθε εργασίας 1 χρονική μονάδα, τότε ο συνολικός αριθμός προγραμμάτων φτάνει τα 20!. Αντίθετα, το δίκτυο CHNN στην περίπτωση αυτή αποτελείται από $20 \times 1 \times 20$ νευρώνες και μέγιστο αριθμό 15 επαναλήψεων. Ο χρόνος εκτέλεσης υπολογισμών είναι ανάλογος με 20 φορές τον υπολογισμό για κάθε κατάσταση (διασυνδέσεις, τιμές των νευρώνων, ενέργεια και υπόλοιπες ποσότητες). Οπότε ο συνολικός αριθμός υπολογισμών είναι ανάλογος της ποσότητας $20 \times 20 \times 20 \times 15 = 120,000$ υπολογισμοί για κάθε κατάσταση, αριθμός κατά πολύ μικρότερος του 20!. Παρόλα αυτά, για ένα πρόβλημα με 100 εργασίες και 5 μηχανές ο αριθμός αυτός ανέρχεται στους περίπου 375,000,000 υπολογισμούς για κάθε κατάσταση του δικτύου. Αυτό σημαίνει ότι για προβλήματα μεγάλης κλίμακας ακόμα και το απλουστευμένο μοντέλο CHNN χρειάζεται πολύ μεγάλο χρόνο για να συγκλίνει σε μια λύση. Έτσι, για περιπτώσεις μεγάλης κλίμακας, το πρόβλημα της διαστατικότητας είναι ένα σημαντικό μειονέκτημα για το δίκτυο CHNN.

6.1.3.4 Συνδυασμός ΤΝΔ με κανόνες ταξινόμησης

Η προσέγγιση αυτή είναι μια επέκταση του κανόνα ATCS, με την προσθήκη ενός νέου παράγοντα μοντελοποίησης του προβλήματος και την εφαρμογή ενός ΤΝΔ με τον

αλγόριθμο εκμάθησης back-propagation, για τον υπολογισμό των κατάλληλων τιμών των παραμέτρων κλίμακας. Ο νέος παράγοντας, που ονομάζεται *εύρος του χρόνου προετοιμασίας*, γ , έχει ένα βαθμό συσχέτισης με την παράμετρο k_2 . Αφού εκπαιδευτεί από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, το TND παράγει τις αναγκαίες εκτιμήσεις των παραμέτρων, οι οποίες τροφοδοτούνται στον κανόνα ταξινόμησης.

Με τη βοήθεια υπολογιστικών παραδειγμάτων, αποδεικνύεται ότι η προσθήκη του νέου παράγοντα βελτίωσε τα αποτελέσματα κατά 2%. Από την άλλη πλευρά, η εφαρμογή του TND αντί της μεθόδου της καμπύλης προσαρμογής, οδήγησε σε μια μέση βελτίωση της τάξης του 4% σε σχέση με τον αρχικό κανόνα *ATCS*. Ως αποτέλεσμα, η προτεινόμενη προσέγγιση παρουσίασε συνολική μέση βελτίωση της τάξης του 6% σε σχέση με τον κανόνα *ATCS* των Lee et al. (1997).

Ενώ, η εφαρμογή του TND επιδεικνύει καλύτερα αποτελέσματα στην εκτίμηση των απαραίτητων τιμών των παραμέτρων, απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή κατά την εφαρμογή του, λόγω των έμφυτων μειονεκτημάτων των TND. Πρώτον, το TND χρειάζεται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που καλύπτουν ένα επαρκές εύρος περιπτώσεων. Τέτοιες περιπτώσεις ‘καλών’ λύσεων μπορούν να παραχθούν με την προσομοίωση του δεδομένου προβλήματος, αλλά κάτι τέτοιο συνήθως έχει υψηλές απαιτήσεις σε υπολογιστικό χρόνο. Επομένως, σε μια τέτοια περίπτωση, είναι λογικό να προτιμηθούν απλούστερες αλλά ανακριβέστερες μέθοδοι εκτίμησης των παραμέτρων. Δεύτερον, το TND δεν είναι ικανό να παρέχει την πληροφορία για το πώς κατέληξε σε μια συγκεκριμένη λύση. Παρόλα αυτά, εάν μια τέτοια γνώση απαιτείται, προτείνεται η γραφική αναπαράσταση των εξόδων του δικτύου για όλες τις τιμές των εισόδων και η μελέτη των απεικονίσεων αυτών.

6.1.3.5 Συνδυασμός TND με ΓΑ

Η υβριδική προσέγγιση αυτή, βασίζεται στην πρωτότυπη ιδέα του συνδυασμού ενός νευρωνικού δικτύου ικανοποίησης περιορισμών (CNN) με ένα γενετικό αλγόριθμο (ΓΑ) και την εφαρμογή του στο εκτεταμένο πρόβλημα Π_J. Το δίκτυο CNN είναι απλό στην εφαρμογή λόγω της αντικειμενοστραφούς δομής του. Η ικανότητα εκτέλεσης υπολογισμών του υβριδικού σχήματος είναι αρκετά ισχυρή ώστε να αντιμετωπίζει με ευχέρεια πολύπλοκα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, χάρη στην παράλληλη επεξεργασία του TND και τον αποτελεσματικό μηχανισμό αναζήτησης του ΓΑ. Διάφορα πειράματα έχουν δείξει ότι η προσέγγιση αυτή είναι ιδιαίτερα υποσχόμενη για προβλήματα εκτεταμένου προγραμματισμού εργασιών.

Το μοντέλο εφαρμόστηκε επιτυχώς σε τρία διαφορετικά υποδείγματα της βιβλιογραφίας. Το πρώτο ήταν το γνωστό υπόδειγμα 6×6 των Muth και Thompson (1963) με $\min\{C_{\max}\} = 55$, το οποίο το μοντέλο κατάφερε να επιλύσει βέλτιστα σε 7.5 sec σε ένα PC 486/100, ενώ καμία εκ των τεσσάρων βέλτιστων λύσεων που παρήγαγε δεν ήταν όμοια με αυτή των Muth και Thompson (1963). Το δεύτερο υπόδειγμα αφορά ένα πρόβλημα πρόωρων/αργοπορημένων εργασιών με 15 εργασίες και μια μηχανή, το οποίο παράγεται τυχαία. Το μοντέλο καταφέρνει να επιλύσει και αυτό το πρόβλημα βέλτιστα, σύμφωνα με τα αποτελέσματα των Lee και Choi (1995). Τα παραπάνω δύο παραδείγματα φανερώνουν ότι, το δίκτυο μοντέλο έχει βελτιωμένη απόδοση στον προγραμματισμό εργασιών, αλλά μειονεκτεί στη βελτιστοποίηση της ακολουθίας εργασιών στον κάθε πόρο (μηχανές, εργαλεία, κλπ).

Τέλος, το τρίτο υπόδειγμα πάρθηκε από την εργασία του Kusiak (1990) και φανερώνει την ικανότητα μοντελοποίησης του δικτύου CNN. Το πρόβλημα αυτό είναι μια ειδική περίπτωση του προβλήματος P_J , λόγω του ότι υπάρχει μια συσχέτιση συναρμολόγησης για την εργασία 3 και υπάρχουν δύο είδη πόρων, μηχανές και κοπτικά εργαλεία. Μια μέθοδος για την επίλυση του τυπικού προβλήματος P_J , μπορεί να μην είναι εφαρμόσιμη στην περίπτωση αυτή. Είναι απλό να αποκτηθεί το βέλτιστο πρόγραμμα με τη χρήση της υβριδικής προσέγγισης, η οποία αποδίδει καλύτερα ακόμα και από τη μέθοδο που χρησιμοποιήθηκε από τον Kusiak (1990), η οποία πέτυχε καλύτερο χρόνο για την τελευταία εργασία ίσο 10, ενώ η υβριδική μέθοδος 8. Όλα τα παραπάνω αποτελούν απόδειξη για το γεγονός ότι η υβριδική προσέγγιση δεν αποτελεί μόνο ένα ισχυρό εργαλείο για τη μοντελοποίηση πολύπλοκων προβλημάτων παραγωγής, αλλά επίσης μια αποτελεσματική μέθοδο βελτιστοποίησης για αυτού του είδους τα προβλήματα.

6.2 Γενικά συμπεράσματα

Δεδομένου ότι τα προβλήματα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών εμπίπτουν στην κατηγορία προβλημάτων NP-complete, είναι μεταξύ των δυσκολότερων στη διατύπωση και επίλυση. Οι αναλυτές της Επιχειρησιακής Έρευνας και οι μηχανικοί προσπαθούν να δώσουν λύση σε αυτά τα προβλήματα για περισσότερο από 35 έτη, με ποικίλους βαθμούς επιτυχίας.

Ενώ είναι δύσκολο να επιλυθούν, τα προβλήματα προγραμματισμού καταστημάτων εργασιών είναι μεταξύ των σημαντικότερων επειδή επιδρούν στη δυνατότητα των κατασκευαστών να ικανοποιήσουν τις απαιτήσεις των πελατών και να πραγματοποιήσουν κέρδη. Επιδρούν επίσης στη δυνατότητα των αυτόνομων συστημάτων να βελτιστοποιήσουν τις διαδικασίες τους, στην επέκταση των ευφών συστημάτων και στην ανάπτυξη ολοκληρωμένων λογισμικών συστημάτων επίλυσής τους. Για το λόγο αυτό, οι αναλυτές επιχειρησιακής έρευνας και οι μηχανικοί θα συνεχίσουν τις προσπάθειές τους για την ανακάλυψη νέων μεθοδολογιών επίλυσης αυτών των προβλημάτων καθώς και τη βελτίωση των ήδη υπαρχόντων.

Διάφορες παρατηρήσεις μπορούν να συναχθούν την παραπάνω μελέτη. Κατ' αρχάς, οι υπάρχουσες μελέτες έχουν καταδείξει ότι τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών μπορούν να αντιμετωπιστούν από τα ΤΝΔ. Ακόμα κι αν τα νευρωνικά δίκτυα δεν φαίνονται να είναι τόσο αποτελεσματικά όσο τα συμβατικά εργαλεία (δηλ. αλγόριθμοι βελτιστοποίησης), η έμφυτη δυνατότητα παράλληλης επεξεργασίας που ενσωματώνουν, μπορεί να προσφέρει πολλά οφέλη όσον αφορά την έρευνα πάνω στον τομέα του προγραμματισμού εργασιών (π.χ. αυξανόμενη ταχύτητα υπολογισμών λόγω της παράλληλης επεξεργασίας).

Δεύτερον, η πλειοψηφία των ΤΝΔ που προτείνεται για τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών βασίζεται στο δίκτυο Hopfield (πίνακας 1). Αυτό οφείλεται πιθανώς στο γεγονός ότι τα μοντέλα Hopfield έχουν εφαρμοστεί κυρίως στα προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Αν και αυτές οι εφαρμογές παρήγαγαν ελπιδοφόρα αποτελέσματα, κληρονομούν ακόμα τα προβλήματα των δικτύων Hopfield στις εφαρμογές του προβλήματος του περιπλανώμενου πωλητή (δηλ. προβλήματα εφικτότητας των λύσεων και υπερβολικών χρόνων υπολογισμού για μεγάλου μεγέθους προβλήματα). Ως εκ τούτου, απαιτείται περισσότερη ερευνητική εργασία για να βελτιωθούν και η συνάρτηση ενέργειας και ο τρόπος καθορισμού των τιμών και μερικών από τις βασικές παραμέτρους.

Σε σύγκριση με τα δίκτυα Hopfield, έχει υπάρξει λίγη προσπάθεια να αναπτυχθούν ανταγωνιστικά δίκτυα για το πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών. Μόνο μερικές μελέτες

έχουν αναφερθεί στη βιβλιογραφία (πίνακας 1). Εντούτοις, σε ένα τυπικό πρόβλημα προγραμματισμού εργασιών οι εργασίες ανταγωνίζονται η μια με την άλλη για την πρώτη διαθέσιμη θέση σε μια ακολουθία, γεγονός το οποίο δείχνει τη σημασία των ανταγωνιστικών δικτύων για τις εφαρμογές προγραμματισμού εργασιών και καταδεικνύει την αναγκαιότητα για περαιτέρω έρευνα πάνω στο πεδίο αυτό. Αντίθετα, τα δίκτυα back-propagation έχουν καταλάβει το μεγαλύτερο κομμάτι της πίτας από την έρευνα πάνω στα ΤΝΔ. Οι περισσότερες από αυτές είναι τυπικές εφαρμογές BP, όπως η επιλογή των κατάλληλων κανόνων προγραμματισμού ή η εύρεση των παραμέτρων των κανόνων, παρά η παραγωγή ενός προγράμματος με μερικούς καθορισμένους χρόνους έναρξης και ολοκλήρωσης των κατεργασιών. Εντούτοις, η προσέγγιση BP παρέχει μια αυξανόμενη ταχύτητα για την διαδικασία επιλογής, που ίσως απαιτείται, στα περιβάλλοντα προγραμματισμού εργασιών πραγματικού χρόνου. Ένα άλλο σημείο που χρίζει περαιτέρω έρευνας, είναι το κατά πόσο η ιδιότητα γενίκευσης των δικτύων BP, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση των προβλημάτων μεγάλου μεγέθους, αφού προηγουμένως το δίκτυο εκπαιδεύτηκε πάνω σε προβλήματα μικρού μεγέθους.

Τρίτον, τα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα που αναπτύσσονται για την επίλυση προβλημάτων προγραμματισμού εργασιών έχουν προταθεί για βιομηχανικά συστήματα. Η πλειοψηφία αυτών των εφαρμογών είναι επίσης επικεντρωμένη γύρω από τα προβλήματα καταστημάτων εργασιών (πίνακας 2). Σε αυτές τις μελέτες, εξετάζονται συνήθως υποθετικά συστήματα. Επιπλέον, στα πειράματα χρησιμοποιούνται δεδομένα προσομοίωσης παρά πραγματικά στοιχεία. Ως εκ τούτου, υπάρχει μια ανάγκη για τις βιομηχανικές εφαρμογές να παρουσιάζουν επιτυχείς εφαρμογές ΤΝΔ, στις οποίες να υφίσταται η ολοκλήρωση των συστημάτων ΤΝΔ μέσα στην διαδικασία παραγωγής, έτσι ώστε να είναι δυνατός ο εφοδιασμός των μοντέλων με πραγματικά δεδομένα και από την άλλη πλευρά να μπορούν να ρυθμίζουν και να ελέγχουν on-line την παραγωγική διαδικασία.

Είναι αποδεκτό το γεγονός ότι, έχει υπάρξει ένα συγκεκριμένο ποσό υπερβολής σχετικά με τις νευρωνικές και γενικότερα τις “ευφυείς” τεχνικές, η οποία έχει δημιουργήσει σκεπτικισμό ανάμεσα στην επιστημονική κοινότητα όσον αφορά την αξία των τεχνικών αυτών (Andrews et al. 1995, Roberts και Penny 1997). Επιπροσθέτως, δεν υπάρχει καμία αμφιβολία ότι η έλλειψη γνώσης πάνω στη δομή, τη μεθοδολογία και τη λειτουργία των ΤΝΔ, συχνά καταλήγει στην έλλειψη ενδιαφέροντος για την εφαρμογή τους σε πραγματικά προβλήματα. Σε μερικές περιπτώσεις, οι διοικήσεις των επιχειρήσεων δεν υποστηρίζουν την εφαρμογή των ΤΝΔ, επειδή θεωρούν τους H/Y αποκλειστικά ως εργαλεία για χρηματοοικονομικές και λογιστικές εφαρμογές.

Παρόλα αυτά, τα ΤΝΔ αποκτούν σήμερα όλο και περισσότερη αξία ως εργαλεία λήψης αποφάσεων σε πολλούς οργανισμούς (Wong et al. 2000, Smith and Gupta 2000). Είναι πολύ πιθανόν ότι, η χρησιμότητα των ΤΝΔ στον σχεδιασμό και τον προγραμματισμό της παραγωγικής διαδικασίας θα αναγνωριστεί σε μεγαλύτερο βαθμό, εάν ενσωματωθούν κατάλληλα με άλλες ευφυείς τεχνολογίες, όπως τα έμπειρα συστήματα (ΕΣ) και οι γενετικοί αλγόριθμοι (ΓΑ) με και τεχνικές επιχειρησιακής έρευνας (ΕΕ), ιδιαίτερα την προσομοίωση. Τα περισσότερα μοντέλα ΤΝΔ που παρουσιάστηκαν στη μελέτη αυτή, είναι αυτόνομα συστήματα. Παρόλα αυτά, είναι πολύ πιθανόν στο κοντινό μέλλον ένα μεγάλο ποσοστό των ΤΝΔ να αποτελούν ολοκληρωμένα συστήματα, δηλαδή, συστήματα που αποτελούν ένα μόνο μέρος του συνολικού πακέτου λογισμικού. Τα υβριδικά ΤΝΔ είναι ένα παράδειγμα μιας τέτοιας προσέγγισης. Εφόσον τα περισσότερα προβλήματα ΕΕ, δεν είναι απομονωμένα από τη φύση τους, δεν μπορούν να αντιμετωπιστούν από μεμονωμένες τεχνικές.

Από την άλλη πλευρά, λαμβάνοντας υπόψη την ανάγκη ανάπτυξης νέων διοικητικών μοντέλων, ως αποτέλεσμα της πίεσης του ανταγωνισμού στην σημερινή παγκόσμια οικονομία και της διαθεσιμότητας νέων πληροφορικών τεχνολογιών, η ενοποίηση θα αποτελέσει τον πρωταρχικό στόχο στα βιομηχανικά συστήματα στο εγγύς μέλλον. Βιώνοντας την εποχή του επιχειρηματικού προγραμματισμού πόρων (ERP), αρκετοί ερευνητές έχουν αρχίσει την ανάπτυξη λογισμικών που χρησιμοποιούν ΤΝΔ για την επίλυση του προβλήματος Π₁ και την διασύνδεσή του με ένα εμπορικό πακέτο ERP.

Εν κατακλείδι, δεδομένης της ανάγκης για το όποιο επιτυχημένο πεδίο έρευνας να ανταποκρίνεται στις ανάγκες της βιομηχανίας, ο ρόλος των νεο-ανερχόμενων τεχνολογιών, όπως τα ΤΝΔ στην βιομηχανία, είναι προφανής. Επιπροσθέτως, μπορεί να προβλεφθεί ότι, λόγω της ισχυρής ζήτησης από τη βιομηχανία και τις επιχειρήσεις γενικότερα, οι τεχνολογίες αυτές θα μετατραπούν σε ένα πολύτιμο προϊόν υψηλής ζήτησης για τους επαγγελματίες και τις ομάδες επιχειρησιακής έρευνας στο κοντινό μέλλον.

6.3 Μελλοντικές κατευθύνσεις

Ένα γενικό συμπέρασμα από την παραπάνω μελέτη είναι ότι δεν υπάρχει εύκολη απάντηση στα προβλήματα της διοίκησης παραγωγής. Οι Horpp και Spearman (2000) σημειώνουν ότι κάθε μία από τις διαδοχικές προσεγγίσεις στα προβλήματα της διοίκησης παραγωγής – επιστημονική διοίκηση, διοικητική επιστήμη / επιχειρησιακή έρευνα, MBO, MRP, JIT, TQM, BPR, ERP, SCM, κτλ. – έφερε στο φως μια χρήσιμη διάσταση του γενικευμένου προβλήματος παραγωγής, εν τούτοις ο μεγάλος αριθμός και η διαφορετικότητα των προσεγγίσεων αυτών δείχνει ότι καμία από αυτές δεν είναι πανάκεια. Τέλος, όσο καλές κι αν είναι οι έτοιμες εμπορικές τεχνολογίες και οι τεχνολογίες λογισμικού διαχείρισης και αυτοματοποίησης της παραγωγής, σε τελική ανάλυση το σύστημα παραγωγής πρέπει να σχεδιαστεί, να λειτουργήσει και να διοικηθεί από μέσα και όχι από έξω.

Η αδυναμία των δυο κύριων νευρωνικών αρχιτεκτονικών στην επίλυση του $\Pi_{n \times m}$ μεταφέρουν το ερευνητικό ενδιαφέρον σε υβριδικά συστήματα ΤΝΔ, όπου τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ενσωματωθούν σε μια πρακτική προσέγγιση εφαρμοσμένης μηχανικής (Haykin 1994).

Οι Glover και Laguna (1993) επίσης δείχνουν ότι τα υβριδικά συστήματα προκύπτουν για να γεφυρώσουν τις διαφορές στην τεχνολογία των συστατικών τους. Οι πιά καρποφόρες λύσεις βρίσκονται στη δημιουργία υβριδικών μεθόδων που συγχωνεύουν τα νευρωνικά δίκτυα με άλλες προσεγγίσεις. Η εξήγηση προέρχεται από το γεγονός ότι, η ενσωμάτωση διαφορετικών μεθοδολογιών εξισορροπεί τις ανεπάρκειες των μεμονωμένων προσεγγίσεων παράγοντας ένα πληρέστερο σύστημα.

Δευτερεύουσες στρατηγικές όπως η προσομοιωμένη ανόπτηση (SA), η αναζήτηση tabu (TS) και οι γενετικοί αλγόριθμοι (GAs), διαθέτουν μια τοπική ευρετική μέθοδο, η οποία είναι ενσωματωμένη μέσα στη δομή τους και ως εκ τούτου βρίσκονται σε θέση να παρέχουν μια ανώτερη μέθοδο (βλ. Vaessens et al. 1996). Επομένως, το γεγονός αυτό δημιουργεί μια πιθανή εφαρμογή όπου τα ΤΝΔ μπορούν να χρησιμοποιήσουν την έμφυτη ιδιότητά της παράλληλης επεξεργασίας για να ψάξουν το διάστημα των λύσεων. Καθώς τα ΤΝΔ συγκλίνουν σε ένα τοπικό ελάχιστο, η δευτερεύουσα στρατηγική ξεπερνά αυτήν την λύση απομακρύνοντας τη από το τοπικό ελάχιστο και στη συνέχεια το ΤΝΔ επαναεφαρμόζεται.

Επιπροσθέτως, δεν υπάρχει καμία θεωρητική ή πειραματική μελέτη που να μετρά τις σχετικές αποδόσεις, τα δυνατά σημεία και τις αδυναμίες αυτών των προτεινόμενων νευρωνικών δικτύων. Ως εκ τούτου, εμφανίζεται μια αναγκαιότητα για περαιτέρω έρευνα έτσι ώστε να γίνει μια δίκαιη σύγκριση μεταξύ αυτών των δικτύων στο πλαίσιο των διάφορων περιβαλλόντων προγραμματισμού εργασιών. Από τις υπάρχουσες μελέτες, διαφαίνεται ότι τα

δίκτυα Hopfield και τα ανταγωνιστικά δίκτυα είναι τα πιο κατάλληλα για την παραγωγή προγραμμάτων (δηλ. εύρεση ενός βέλτιστου προγράμματος), ενώ τα back-propagation δίκτυα είναι πολύ αποτελεσματικά στην επιλογή των κανόνων προγραμματισμού εργασιών και της παραμετροποίησης των κανόνων ή των πολιτικών προγραμματισμού εργασιών. Παρόλα αυτά, τα δίκτυα αυτά δεν μελετώνται από την άποψη του μεγέθους και του αριθμού στρωμάτων μέσα στο δίκτυο, και των χαρακτηριστικών των προβλημάτων του προγραμματισμού εργασιών (δηλ. στοχαστικότητα, παραλλαγές προώθησης εργασιών — ομοιόμορφη ή ύπαρξη ουρών αναμονής, του μεγέθους του συστήματος προγραμματισμού εργασιών, κ.λπ.). Η ευαισθησία των αποτελεσμάτων των νευρωνικών δικτύων στα δεδομένα με θόρυβο για τα προβλήματα προγραμματισμού εργασιών είναι επίσης ένα σημαντικό πεδίο μελλοντικής έρευνας.

Ακόμα, τα περισσότερα από αυτά τα νευρωνικά δίκτυα μιμούνται συμβατικούς υπολογιστές χρησιμοποιώντας πακέτα TNA γενικού σκοπού ή προσομοιωτές (π.χ. NeuralWare, 1992). Επίσης, πρέπει να εξεταστούν εφαρμογές υλικού (hardware), στις μελλοντικές μελέτες, έτσι ώστε να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητα της προσέγγισης των TNA στην πράξη.

Τέλος, όπως έχει προαναφερθεί, τα TNA και η TN είναι πολύ αποτελεσματικά εργαλεία όσον αφορά τα κακοδομημένα προβλήματα και τα προβλήματα που ενσωματώνουν ποιοτικά δεδομένα, στα οποία η κρίση διαδραματίζει έναν σημαντικό ρόλο για την έκβασή τους. Τα βιομηχανικά προβλήματα προγραμματισμού εργασιών ενσωματώνουν αυτά τα χαρακτηριστικά υπό την έννοια ότι ένας ανθρώπινος εμπειρογνώμονας αναπτύσσει ακόμα τα προγράμματα στην πράξη. Λύνει το πρόβλημα με τη χρήση ενός κατάλληλου αλγορίθμου και το τροποποιεί χρησιμοποιώντας, εάν είναι απαραίτητο, συγκεκριμένη γνώση, τις προτιμήσεις του, την κοινή λογική και την κρίση του. Εντούτοις, αυτές οι ικανότητες δεν έχουν διερευνηθεί επαρκώς στις υπάρχουσες εφαρμογές TNA. Αντίθετα, εφαρμόζονται συνήθως στα καλά δομημένα και ποσοτικά προβλήματα προγραμματισμού εργασιών, για τα οποία υπάρχουν ήδη πολυάριθμοι αλγόριθμοι για την επίλυση τους. Επιπλέον, λόγω της έλλειψης αντικειμενικής σύγκρισης μεταξύ των αλγορίθμων προγραμματισμού TNA και ΕΕ, είναι δύσκολο να κριθούν οι σχετικές αποδόσεις τους.

Λαμβάνοντας υπόψη τις ανωτέρω παρατηρήσεις, υπάρχει μια ανάγκη για την περαιτέρω ανάπτυξη νέων αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων, τροποποίησης των υπάρχοντων και ενσωμάτωσης των προσεγγίσεων TNA και ΕΕ σε μια κατάλληλη υβριδική αρχιτεκτονική. Οι υπάρχουσες μέθοδοι προγραμματισμού εργασιών που βασίζονται στην ΕΕ είναι καθαρώς αλγοριθμικές (δηλ. διαδικαστικές) και υιοθετούν τμηματική επεξεργασία, ενώ

τα νευρωνικά δίκτυα βασίζονται, ουσιαστικά, στη συλλογική και παράλληλη επεξεργασία. Κατά συνέπεια, ο συνδυασμός των γενικών ικανοτήτων επεξεργασίας των ΤΝΔ με την αποδοτικότητα των παραδοσιακών αλγοριθμικών προσεγγίσεων μπορούν να οδηγήσουν σε καλύτερες μεθόδους προγραμματισμού εργασιών.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική

1. Ζευγαρίδης, Σ. (1972) “Συμβολή εις την Ορολογίαν του Management”. *Αθηναϊκό Ινστιτούτο Εκδόσεων «Επικοινωνία»*, Αθήνα.
2. Κουτσουμάρης, Γ. (1963) “Η Μορφολογία της Ελληνικής Βιομηχανίας” *Κέντρο Οικονομικών Ερευνών*, Αθήνα.
3. Χαριτάκης, Γ. (1927) “Ελληνική Βιομηχανία” *τυπογραφείο Εστίας*, Αθήναι.

Ξένη

1. Ackley, D. Hinton, G. και Sejnowski, T. (1985) “A Learning Algorithm for Boltzmann Machines”. *Cognitive Science*, 9, 147-169.
2. Adams, J. Balas, E. και Zawack, D. (1988) “The Shifting Bottleneck Procedure for Job-Shop Scheduling”, *Management Science*, 34(3), 391-401.
3. Agin, N. “Optimum seeking with branch and bound”. *Management Science*, 13, 176-185, 1966.
4. Andrews, R. Deiderich, J. και Tickle, A. (1995) “Survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks”. *Knowledge-Based Systems*, 8:373-83.
5. Applegate, D. και Cook, W. (1991) “A Computational Study of the Job-Shop Scheduling Problem”, *ORSA Journal on Computing*, 3(2), 149-156.
6. Arizona, I. Yamamoto, A. και Ohto, H. (1992) “Scheduling for minimizing total actual flow time by neural networks”. *International Journal of Production Research*, 30(3), 505-511.
7. Arrow, K. Karlin, και Scarf, H. (1958) “Studies in the Mathematical Theory of Inventory and Production”, *Stanford University Press*, Stanford, CA.
8. Ashour, S. (1967) “A Decomposition Approach for the Machine Scheduling Problem”, *International Journal of Production Research* 6(2), 109-122.
9. Baker, K. (1974) “Introduction to Sequencing and Scheduling”. *John Wiley & Sons*, New York.
10. Balakrishnan, N. Chakravarty, A. και Ghose S. (1997) “Role of design-philosophies in interfacing manufacturing with marketing”. *European Journal of Operational Research*, 103, 453-69.
11. Balas, E. (1965) “An Additive Algorithm for Solving Linear Programs with Zero-One Variables”, *Operations Research*, vol. 13, 517-546.
12. Balas, E. (1967) “Discrete programming by the filter method”. *Operations Research*, 15, 915-957.
13. Balas, E. (1969) “Machine Scheduling via Disjunctive Graphs: An Implicit Enumeration Algorithm”. *Operations Research*, vol. 17, 941-957.
14. Balas, E. (1970) “Machine sequencing: disjunctive graphs and degree-constrained subgraphs”. *Naval Research Logistics Quarterly*, 17, 941-957.

15. Balas, E. και Vazacopoulos, A. (1998) "Guided Local Search with Shifting Bottleneck for Job-Shop Scheduling", *Management Science*, 44(2), 262-275.
16. Balas, E., Lancia, G., Serafini, P., και Vazacopoulos, A. (1998) "Job-Shop Scheduling with Deadlines". *Journal of Combinatorial Optimization*, 1(4), 329-353.
17. Balas, E., Lenstra, J. K. και Vazacopoulos, A. (1995) "The One-Machine Problem with Delayed Precedence Constraints and its use in Job Shop Scheduling". *Management Science*, 41(1), 94-109.
18. Barr, D. και Mani, G. (1994) "Using neural nets to manage investments". *AI Expert*, 9, 16-21.
19. Bean J. και Birge, J. (1986) "Match-up real-time scheduling". *NBS Special Publication*, 724, 197-212.
20. Bean, J. (1994) "Genetic Algorithms and Random Keys for Sequencing and Optimization". *ORSA Journal on Computing*, 6(2), 154-160.
21. Berenson, M. Levine, D. και Rindskopf, D. (1988) "Applied Statistics: A First Course". *Englewood Cliffs*, Prentice Hall.
22. Bierwirth, C. (1995) "A Generalized Permutation Approach to Job-Shop Scheduling with Genetic Algorithms". *OR Spektrum*, 17(2-3), 87-92.
23. Blackstone, J. Phillips, D. και Hogg, G. (1982) "A state-of-the-art survey of dispatching rules for manufacturing job shop operations". *International Journal of Production Research*, 20(1), 27-45.
24. Blazewicz, J. Dror, M. και Weglarz, J. (1991) "Mathematical Programming Formulations for Machine Scheduling: A Survey". *European Journal of Operational Research*, 15, 51(3), 283-300.
25. Bounds, D. Ross, D. (1997) "Forecasting customer response with neural networks". *Handbook of Neural Computation*, G6.2, 1-7.
26. Bourret, P. Goodall, S. και Samuelides, M. (1989) "Optimal scheduling by competitive activation: application to the satellite-antennae scheduling problem". *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*.
27. Bowman, E. (1959) "The Schedule-Sequencing Problem", *Operations Research*, vol. 7, 621-624.
28. Box, G. και Jenkins, G. (1970) "Time Series Analysis, Forecasting, and Control". *Holden Day*, San Fransisco, CA.
29. Boyd, E. και Burlingame, R. (1996) "A Parallel Algorithm for Solving Difficult Job-Shop Scheduling Problems", *Operations Research*, Department of Industrial Engineering, Texas A&M University, College Station, Texas, USA.
30. Brandt, R. Wang, Y. Laub, A. και Mitra, S. (1988) "Alternative networks for solving the travelling salesman problem and the list-matching problem". *Proceedings International Conference on Neural Networks*, vol. 2, 333-340.
31. Brown, R. (1962) "Smoothing, Forecasting, and Prediction of Discrete Time Series". *Englewood Cliffs*, Prentice Hall.
32. Brucker, P. Jurisch, B. και Sievers, B. (1994) "A Branch and Bound Algorithm for the Job-Shop Scheduling Problem". *Discrete Applied Mathematics*, vol. 49, 107-127.
33. Burbidge, J. (1975) "The Introduction of Group Technology". *John Wiley & Sons*, New York.

34. Cardeira, C. και Mammeri, Z. “Neural networks for multiprocessor real-time scheduling”. *Proceedings of the Sixth Euromicro Workshop on Real-Time Systems*, 1994, 59-64.
35. Carlier, J. (1982) “The One-Machine Sequencing Problem”. *European Journal of Operational Research*, vol. 11, 42-47.
36. Carlier, J. και Pinson, E. (1989) “An Algorithm for Solving the Job Shop Problem”. *Management Science*, 35(2), 164-176.
37. Carlier, J. και Pinson, E. (1990) “A Practical use of Jackson’s Preemptive Schedule for Solving the Job-Shop Problem”. *Annals of Operations Research*, vol. 26, 269-287.
38. Carlier, J. και Pinson, E. (1994) “Adjustment of Heads and Tails for the Job-Shop Problem”. *European Journal of Operational Research*, 78(2), 146-161.
39. Carroll, D. C. (1965). “Heuristic sequencing of jobs with single and multiple components”. *Ph.D. thesis*. Sloan School of Management, MIT.
40. Casselman, F. και Acres J. (1990) “DASA/LARS, a large diagnostic system using neural networks”. *International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 1, 565-72.
41. Cedimoglu, I. (1993) “Neural networks in shop floor scheduling”. *Ph.D. Thesis*, School of Industrial and Manufacturing Science, Cranfield University, UK.
42. Chang, S. και Nam, B. (1993) “Linear Programming Neural Networks for Job-Shop Scheduling”. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, Nagoya, Japan, vol. 2, 1557-1560.
43. Chen, R. και Huang, Y. (2001) “Competitive neural network to solve scheduling problems”. *Neurocomputing*, 37:177–196.
44. Cherkassky, V. και Zhou, D. (1992) “Comparison of Conventional and Neural Network Heuristics for Job-Shop Scheduling”. *Proceedings of the SPIE - International Society for Optical Engineering*, Orlando, Florida, USA, vol. 1710: *Science of Artificial Neural Networks*, 815-825.
45. Cheung, J. (1994) “Scheduling” *Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing*, Chapman and Hall, London, κεφ. 8, 159-193.
46. Chih-Ting Du, T. και Wolfe, P. (1997) “Implementation of fuzzy logic systems and neural networks in industry”. *Computers in Industry*, 32(3), 261–272.
47. Chiu, C. (1994) “A Learning-Based Methodology for Dynamic Scheduling in Distributed Manufacturing Systems”. *Ph.D. Dissertation*, Purdue University.
48. Chrysosolouris, G. Lee, M. και Domroese, M. (1991) “The use of neural networks in determining operational policies for manufacturing systems”. *Journal of Manufacturing Systems*, 10(2), 166-175
49. Chu, C., Portmann, M. και Proth, J. (1992) “A Splitting-Up Approach to Simplify Job-Shop Scheduling Problems”, *International Journal of Production Research*, 30(4), 859-870.
50. Clark, A. και Scarf, H. (1960) “Optimal Policies for a Multiechelon Inventory Problem.” *Management Science*, 6, 475-490.
51. Conway, R. Maxwell, W. και Miller, L. (1967) “Theory of Scheduling”. *Reading*, Addison Wesley.
52. Dagli, C. και Sittisathanchai, S. (1995) “Genetic neuro-scheduler: A new approach for job shop scheduling”. *International Journal of Production Economics*, 45, 135–145.

53. Daouas, T. Ghedira K. και Muller, J. (1995) "Distributed flow shop scheduling problem versus local optimization". *Proceedings of the First International Conference on Multi-Agent Systems*, Cambridge, Massachusetts, MIT Press.
54. DARPA (1988) "Neural Network Study". *AFCEA International Press*, Fairfax.
55. Dautère-Pères, S. (1995) "A Procedure for the One Machine Sequencing Problem with Dependent Jobs". *European Journal of Operational Research*, vol. 81, 579-589.
56. Dautère-Pères, S. και Lasserre, J. B. (1993) "A Modified Shifting Bottleneck Procedure for Job-Shop Scheduling". *International Journal of Production Research*, 31(4), 923-932.
57. Davis W. και Jones, A. (1988) "A real-time production scheduler for a stochastic manufacturing environment". *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 1(2), 101-112.
58. Davis, L. (1985) "Job shop scheduling with genetic algorithms". *Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, Carnegie Mellon University, 136-140.
59. Dayhoff, J. (1990) "Neural Network Architectures: An Introduction", *Van Nostrand Reinhold*, New York.
60. Dell'Amico, M. και Trubian, M. (1993) "Applying Tabu Search to the Job-Shop Scheduling Problem", *Annals of Operations Research*, vol. 41, 231-252.
61. Della Croce, F., Menga, G., Tadei, R., Cavalotto, M. και Petri, L. (1993) "Cellular Control of Manufacturing Systems", *European Journal of Operational Research*, vol. 69, 498-509.
62. Della Croce, F., Tadei, R. και Rolando, R. (1994) "Solving a Real World Project Scheduling Problem with a Genetic Approach". *Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science*, 33(1-2), 65-78.
63. Della Croce, F., Tadei, R. και Volta, G. (1995) "A Genetic Algorithm for the Job Shop Problem". *Computers and Operations Research*, 22(1), 15-24.
64. Demirkol, E., Mehta, S. και Uzsoy, R. (1997) "A Computational Study of Shifting Bottleneck Procedures for Shop Scheduling Problems". *Journal of Heuristics*, 3(2), 111-137.
65. Demirkol, E., Mehta, S. και Uzsoy, R. (1998) "Benchmarks for Shop Scheduling Problems". *European Journal of Operational Research*, 109(1), 137-141.
66. Dempster, M. Lenstra, J. και Kan R. (1981) "Deterministic and stochastic scheduling: introduction. *Proceedings of the NATO Advanced Study and Research Institute on Theoretical Approaches to Scheduling Problems*, D. Reidel Publishing Company: 3-14.
67. Department of Navy (1958) "PERT: Program Evaluation Research Task". *Phase I Summary Report*. Bureau of Ordnance, Department of Navy Special Projects Office, Washington, DC.
68. Dibb, S. και Simkin, L. (1991) "Targeting segments and positioning". *International Journal of Retail and Distribution Management*, 19, 4-10.
69. Dongarra, J. (1998) "Performance of various computers using standard linear equations software". *Technical Report CS - 89 - 85*, Computer Science Department, University of Tennessee, Knoxville, USA.

70. Dornan, B. (1987) "A status report: Artificial intelligence". *Production*, 46–50.
71. Dorndorf, U. και Pesch, E. (1995) "Evolution Based Learning in a Job-Shop Scheduling Environment", *Computers and Operations Research*, Jan, 22(1), 25-40.
72. Drucker, P. (1954) "The Practice of Management". *Harper and Row*, New York.
73. Durbin, R. και Willshaw, D. (1987) "An analogue approach to the travelling salesman problem using an elastic net method". *Nature*, 326, 689-691.
74. Edmondson, G. και Reinhardt, A. (1997) "Silicon Valley on the Rhine." *Business Week*, 162-166.
75. Elvers, D. και Taube, L. (1983) "Time completion for various dispatching rules in job shops. *OMEGA*, 11(1), 81-89.
76. Erschler, J. Roubellat, J. και Vemhes (1976). "Finding some essential characteristics of feasible solutions for a scheduling problem". *Operations Research*, 24 (4), 774-783.
77. Falkenauer, E. και Bouffouix, S. (1991) "A Genetic Algorithm for the Job-Shop". *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, USA, pp. 824-829.
78. Fang, L. και Li, T. (1990) "Design and competition-based neural networks for combinatorial optimization". *International Journal of Neural Systems*, 1(3), 221-235.
79. Favata, F. και Walker, R. (1991) "A study of the application of Kohonen-type neural networks to the travelling salesman problem". *Biological Cybernetics*, 64, 463-468.
80. Feigenbaum, A. V. 1961. "Total Quality Control: Engineering and Management". *Mc Graw-Hill*, New York.
81. Fisher, H. και Thompson, G. L. (1963) "Probabilistic Learning Combinations of Local Job-Shop Scheduling Rules". *Industrial Scheduling*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, κεφ. 15, 225-251.
82. Fisher, M. (1973α) "Optimal Solution of Scheduling Problems using Lagrange Multipliers: Part I". *Operations Research*, vol. 21, 1114-1127.
83. Fisher, M. (1973β) "Optimal Solution of Scheduling Problems using Lagrange Multipliers: Part II". *Symposium on the Theory of Scheduling and its Applications*, Springer, Berlin.
84. Fletcher, D. και Goss, E. (1993) "Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data". *Information & Management*, 24, 159-67.
85. Foo, S. Takefuji, Y. και Szu, H. (1994) "Job-Shop Scheduling Based on Modified Tank-Hopfield Linear Programming Networks", *Engineering Applications in Artificial Intelligence*, 7(3), 321-327.
86. Foo, S. Y. και Takefuji, Y. (1988α) "Stochastic Neural Networks for Solving Job-Shop Scheduling: Part 1". *IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, USA, vol. 2, 275-282.
87. Foo, S. Y. και Takefuji, Y. (1988β) "Stochastic Neural Networks for Solving Job-Shop Scheduling: Part 2". *IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, USA, vol. 2, 283-290.
88. Foo, S. Y. και Takefuji, Y. (1988γ) "Integer Linear Programming Neural Networks for Job-Shop Scheduling". *IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, California, USA, vol. 2, 341-348.
89. Foo, S. Y., Takefuji, Y. και Szu, H. (1995) "Scaling Properties of Neural Networks for Job-

- Shop Scheduling”. *Neurocomputing*, 8(1), 79-91.
90. Fox, M. (1983) “Constraint-Directed Search: A case study of Job Shop Scheduling”. *Ph.D. Dissertation*, Carnegie-Mellon University.
 91. Fox, M. (1994) “ISIS: a retrospective, intelligent scheduling. In M. B. Moraan”. *Intelligent scheduling*, 3-28.
 92. Francett, B. (1989) “Neural nets arrive”. *Computer Decisions*, 58-62.
 93. French, S. (1982) “Sequencing and Scheduling”. *Halsted Press*, New York.
 94. Gantt, H. L., (1919) “Efficiency and Democracy”. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, vol. 40, 799-808.
 95. Garetti, M. και Taisch, M. (1999) “Neural networks in production planning and control”. *Production Planning and Control*, 10(4), 324-39.
 96. Gershwin, S. (1989) “Hierarchical flow control: a framework for scheduling and planning discrete events in manufacturing systems”. *Proceedings of IEEE Special Issue on Discrete Event Systems*, 77, 195-209.
 97. Giffler, B. και Thompson, G. (1960) “Algorithms for Solving Production Scheduling Problems”. *Operations Research*, 8(4), 487-503.
 98. Gislén, L., Peterson, C. και Soderberg, B. (1989) “Teachers and classes with neural networks”. *International Journal of Neural Systems*, 1, 167-76.
 99. Glover, D. (1988) “Neural nets in automated inspection”. *The Digest of Neural Computing*, 2, 1-17.
 100. Glover, F. (1989) “Tabu search - Part I”. *ORSA Journal on Computing*, 1(3), 190-206.
 101. Glover, F. (1990) “Tabu search - Part II”. *ORSA Journal on Computing*, 2(1), 4-32.
 102. Glover, F. (1995) “Tabu Search Fundamentals and Uses”, *College of Business and Administration and Graduate School of Business Administration*, University of Colorado, Boulder, Colorado.
 103. Glover, F. (1996) “Tabu search and adaptive memory programming - advances, applications and challenges”. *Interfaces in Computer Science and Operations Research*, Kluwer Academic Publishers, The Netherlands.
 104. Goldberg D. και Lingle R. (1985) “Alleles, loci, and the traveling salesman problem”. *Proceedings of the International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, Carnegie Mellon University, 162-164.
 105. Goldberg, D. (1988) “Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning”. *Addison-Wesley*, California.
 106. Goldberg, D. (1989) “Genetic algorithms in search, optimization and machine learning”. *Reading*, Addison-Wesley.
 107. Goldstein, M. (1990) “Self-organizing feature maps for the multiple traveling salesman problem (MTSP)”. *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, 258-261.
 108. Goonatilake, S. Treleaven, P. (1995) “Intelligent systems for finance and business”. *Wiley*, Chichester.
 109. Grabot B. και Geneste, L. (1994) “Dispatching rules in scheduling: a fuzzy approach”. *International Journal of Production Research*, 32(4), 903-915.

110. Grabowski, J., Nowicki, E. και Zdrzalka, S. (1986) "A Block Approach for Single Machine Scheduling with Release Dates and Due Dates". *European Journal of Operational Research*, 26(2), 278-285.
111. Graves, S. (1981) "A review of production scheduling". *Operations Research*, 29, 646–676.
112. Grefenstette, J. (1987) "Incorporating Problem Specific Knowledge into Genetic Algorithms", *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*, Pitman, 42-60.
113. Grudnitski, G. Osburn, L. (1993) "Forecasting S&P and gold futures prices: an application of neural networks". *The Journal of Futures Markets*, 13, 631-43.
114. Guerrero, F. Lozano, S. Canca, D. και Smith K. (1998) "Machine grouping in cellular manufacturing: a self-organising neural network". *Engineering benefits from neural networks*, 374-77.
115. Gulati, S. και Iyengar, S. (1987) "Nonlinear networks for deterministic scheduling". *Proceedings of the ICNN*, 4, 745-752.
116. Gupta, J. Sexton, R. και Tunc, E. (1999) "Selecting a scheduling heuristic through neural networks", *INFORMS Journal of Computing*.
117. Gupta, J. και Sexton, R. (1999) "Comparing back-propagation with a genetic algorithm for neural network training". *Omega*, 27, 679-84.
118. Gupta, J. και Tunc, E. (1997) "Neural network approach to select scheduling heuristics for a two-stage hybrid flow-shop". *International Journal of Management and Systems*, 13, 283-98.
119. Hardley, G. και Whiting, T. (1963) "Analysis of Inventory Systems". *Prentice Hall*, Englewood Cliffs, NJ.
120. Harris, F. W. 1913. "How many Parts to Make at Once". *Factory: The Magazine of Management*, 10 (2), 135-136, 152.
121. Harston, C. (1990) "Business with neural networks". *Handbook of neural computing applications*. Academic Press.
122. Hax, A. C. και H. C. Meal. 1975. "Hierarchical Integration of Production Planning and Scheduling." *TIMS Studies in Management Science*. vol. 1, *Logistics*, Elsevier, NY.
123. Hayes, P. και Sayegh, S. (1982) "A supervised neural network approach to optimization as applied to the n -job, m -machine job sequencing problem". *Proceedings of ANNIE '92*
124. Haykin, S. (1994) "Neural networks: a comprehensive foundation". *Englewood Cliffs, NJ: McMillan*.
125. Hebb, D. (1949) "The organization of behavior: a neuropsychological theory". *Wiley: New York*.
126. Hegde, S. Sweet, J. και Levy, W. (1988) "Determination of parameters in a Hopfield/Tank computational network". *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 2, 291-298.
127. Hertz, J. Krogh, A. και Palmer, R. (1991) "Introduction to the Theory of Neural Computations". *Addison-Wesley*.
128. Heywood, M. Chan, M. και Chatwin, C. (1997) "Application of stochastic real-valued reinforcement neural networks to batch production rescheduling". *In Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, vol. 211, No. B8, 591–603.

129. Hinton, G. Sejnowski, T. και Ackley, D. (1984) "Boltzmann machines: constraint satisfaction networks that learn". *Technical Report CMU-CS-84-119*, Department of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pennsylvania, USA.
130. Hinton, G. και Sejnowski, T. (1986) "Learning and Relearning in Boltzmann Machines". *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, vol. 1, 282-317, Cambridge, MIT Press
131. Hofield, J. (1982) "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities". *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 79, 2554-8.
132. Hoitomt, D. Luh, P. και Pattipati, K. (1993) "Practical Approach to Job-Shop Scheduling Problems", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 9(1), 1-13.
133. Holder, V. (1995) "War on suspicious payments". *Financial Times*, 7th February.
134. Holt, C. Montiliagni, Mooth, J. και Simon, H. (1960) "Planning Production, Inventories, and Workforce". *Prentice Hall*, Englewood Cliffs, NJ.
135. Holtsclaw, H. και Uzsoy, R. (1996) "Machine Criticality Measures and Subproblem Solution Procedures in Shifting Bottleneck Methods: A Computational Study". *Journal of the Operational Research Society*, vol. 47, 666-677.
136. Hopfield J. και Tank, D. (1985) "Neural computation of decisions in optimization problems". *Biological Cybernetics*, 52, 141-152.
137. Hutchinson, J. Lo, A. και Poggio, T. (1994) "A non-parametric approach to pricing and hedging derivative securities via learning networks". *The Journal of Finance*, XLIX, 851-89.
138. Jackson, J. (1955) "Scheduling a Production Line to Minimise Maximum Tardiness". Research Report 43, *Management Science Research Projects*, University of California, Los Angeles, USA.
139. Jacubowicz, O. και Ramanujam, S. (1990) "A neural network model for fault diagnosis of digital circuits". *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Neural Networks*. vol. 2, 611-14.
140. Jain, A. και Meeran, S. (1998β) "Job-Shop Scheduling Using Neural Networks", *International Journal of Production Research*, 36(5), 1249-1272.
141. Jain, A. και Meeran, S. (1999) "Deterministic Job-Shop Scheduling: Past, Present and Future", *European Journal of Operational Research*, vol. 113 (2).
142. Jeffcoat D. και Bulfin, R. (1993) "Simulated annealing for resource-constrained scheduling". *European Journal of Operational Research*, 70, 43-51.
143. Jensen, L. (1992) "Using neural networks for credit scoring". *Managerial Finance*, 18, 15-26.
144. Johnson, S. 1954. "Optimal Two and Three Stage Production Schedules with Setup Times Included". *Naval Research Logistics Quarterly*, 1, 61-68.
145. Käschel, J. Teich, T. Köbernik, G. και Meier B. (1999) "Algorithms for the Job Shop Scheduling Problem – a comparison of different methods". *Technische Universität Chemnitz*, Fakultät für Wirtschaftswissenschaften, Chemnitz Germany
146. Keymeulen, D. και De Gerlache, M. (1993) "Comparison training for a rescheduling problem in neural networks". *Advances in Neural Information Processing Systems*

- NIPS'6 Conference*, 801-808.
147. Kim, C. Min, H. και Yih. Y. (1998) "Integration of inductive learning and neural networks for multi-objective FMS scheduling". *International Journal of Production Research* 36(9), 2497-2509.
 148. Kim, S. Lee, Y. και Agnihotri, D. (1995) "A Hybrid Approach for Sequencing Jobs using Heuristic Rules and Neural Networks". *Production Planning and Control*, 6(5), 445-454.
 149. Kim, S. και Lee, Y. (1993) "Enhancement of a job sequencing rule using an artificial neural network". *2nd Industrial Engineering Research Conference Proceedings*, 842-846.
 150. Kirkpatrick, S. Gelatt, C. και Vecchi, M. (1983) "Optimization by simulated annealing", *Science*, vol. 220, 671-680.
 151. Knoblock, C. (1996) Neural networks in real-world applications. *IEEE Expert*, August 4-12.
 152. Kobayashi, S., Ono, I. και Yamamura, M. (1995) "An Efficient Genetic Algorithm for Job Shop Scheduling Problems", *Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, 506-511.
 153. Kohonen T. (1988) "Self-organisation and associative memory". *Springer*, New York:.
 154. Kohonen, T. (1982) "Self-organized formation of topologically correct feature maps". *Biological Cybernetics*, 43:59-69.
 155. Kolmogorov, A. (1957) "On the Representation of Continuous Functions of Several Variables by Superposition of Continuous Functions of One Variable and Addition", *Doklady Akademii Nauk SSR*, 114(5), 953-956 (in Russian). American Mathematical Society Translation, (1963), vol. 28, 55-59.
 156. Krucky, J. (1994) "Fuzzy family setup assignment and machine balancing". *Hewlett-Packard Journal*, 51-64.
 157. Krüger, K., Shakhlevich, N. Sotskov, Y. και Werner, F. (1995) "A Heuristic Decomposition Algorithm for Scheduling Problems on Mixed Graphs". *Journal of the Operational Research Society*, vol. 46, 1481-1497.
 158. Kryzanowski, L. Galler, M. και Wright, D. (1993) "Using artificial neural networks to pick stocks". *Financial Analysts Journal*, 49, 21-7.
 159. Kusiak, A. (1990) "Intelligent manufacturing systems", *Prentice Hall*, Englewood Cliffs, NJ.
 160. Lai, W. Coghill, G. (1992) "Genetic breeding of control parameters for the Hopfield/tank neural net". *Proceedings International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 4, 618-623.
 161. Lawler E. και Wood, D. (1966) "Branch and bound methods: a survey". *Operations Research*, 14, 699-719.
 162. Lawler, E. Lenstra, J. Rinnooy Kan, A. και Shmoys, D. (1993) "Sequencing and Scheduling: Algorithms and Complexity". *Handbook in Operations Research and Management Science*, vol. 4: Logistics of Production and Inventory, North Holland, Amsterdam.
 163. Lawrence, S. (1984) "Supplement to Resource Constrained Project Scheduling: An Experimental Investigation of Heuristic Scheduling Techniques" *Graduate School of Industrial Administration*, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, USA.
 164. Le Cun, Y. (1985) "Une procedure d'apprentissage pour reseau a seuil assymetrique". *Cognitiva*, 85, 599-604.

165. Le Pape, C. (1995) "Scheduling as intelligent control of decision-making and constraint propagation". *Intelligent Scheduling*, San Francisco: Morgan Kaufman, 67-98.
166. Lee, C. και Choi, J. (1995) "A genetic algorithm for job sequencing problems with distinct due dates and general early-tardy penalty weights". *Computers and Operations Research*, 22 (8), 857-869.
167. Lee, J. Lee, K. Park, H. Hong, J. και Lee, J. (1997) "Developing scheduling systems for Daewoo Shipbuilding: DAS project". *European Journal of Operational Research* 97, 380-395.
168. Lee, Y. Bhaskaran, K. και Pinedo, M. (1992) "A Heuristic to Minimise the Total Weighted Tardiness with Sequence Dependent Setups", *Technical Report*, IEOR Dept, Columbia University, NY.
169. Lee, Y. Bhaskaran, K. και Pinedo, M. (1997) "A heuristic to minimize the total weighted tardiness with sequence-dependent setups". *IIE Transactions*, 29, 45-52.
170. Lee, Y. και Pinedo, M. (1992) "Scheduling jobs on parallel machines with sequence-dependent setup times". *Technical report*, Columbia University.
171. Leung, M. Chen, A. και Daouk, H. (2000) "Forecasting exchange rates using general regression neural networks". *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1093-1110.
172. Liang, T. Moskowitz, H. και Yih, Y. (1992) "Integrating neural networks and semi-Markov process for automated knowledge acquisition: An application to real time scheduling". *Decision Sciences*, 23(3), 1297-1313.
173. Lippmann, R. (1987) "Comparison between neural nets and conventional classifiers". *Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks*, 485-493.
174. Liu, H. και Dong J. (1996) "Develop a neural network-based automated dispatching rule selector". In *Proceedings of the Conference on Industrial Engineering Research*, 65-70.
175. Lo, Z. και Bavarian, B. (1991) "Scheduling with neural networks for flexible manufacturing systems". *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Sacramento, California, 818-823.
176. Lo, Z. και Bavarian, B. (1993) "Multiple Job-Shop Scheduling with Artificial Neural Networks". *Computers in Electrical Engineering*, 19(2), 87-101.
177. Lourenco, H. (1994) "The One-Machine Scheduling Problem with Lags", *Working Paper n°4/94*, Departamento de Estatística e Investigação Operacional, Faculdade de Ciências, Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal.
178. Lubinsky, B. και Kothari, R. (1997) "A function decomposition approach to rule formation and rule extraction". *Intelligent engineering systems through artificial neural networks*. ASME Press, vol. 7, 99-104, New York.
179. Luh, P. Zhao, X. Thakur, L. Chen, K. Chiueh, T. και Chang, S. (1999) Architectural design of neural network hardware for job shop scheduling. *CIRP Annals – Manufacturing Technology* 48(1), 373-376.
180. Manne, A. (1960) "On the Job-Shop Scheduling Problem", *Operations Research*, vol. 8, 219-223.
181. Martin, P. (1996) "A Time-Oriented Approach to Computing Optimal Schedules for the Job-Shop Scheduling Problem". *Ph. D. Thesis*, School of Operations Research & Industrial

Engineering, Cornell University, Ithaca, New York, USA.

182. Matsuo, H. Suh, C. και Sullivan, R. (1988) "A Controlled Search Simulated Annealing Method for the General Job-Shop Scheduling Problem", *Graduate School of Business, The University of Texas at Austin, Austin, Texas, USA*.
183. Mattfeld, D. (1996) "Evolutionary Search and the Job Shop: Investigations on Genetic Algorithms for Production Scheduling", Physica-Verlag, Heidelberg, Germany.
184. McCord, Nelson, M. και Illingworth, W. (1991) "A practical guide to neural nets". *Reading, Addison-Wesley*.
185. McCulloch, W. και Pitts, W. (1943) "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-33.
186. McCulloch, W. και Pitts, W. (1943) "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133.
187. McKenzie, L. (1976) "Turnpike theory". *Econometrics*, 44, 841-864.
188. McMahon, G. και Florian, M. (1975) "On Scheduling with Ready Times and Due Dates to Minimize Maximum Lateness". *Operations Research*, 23(3), 475-482.
189. Mellor, P. (1966) "A Review of Job-Shop Scheduling, *Operational Research Quarterly*, 17(2), 161-171.
190. Meredith, J. McCutcheon, D. και Hartley J. (1994) "Enhancing competitiveness through the new market value equation". *International Journal of Operations & Production Management* 14(11), 7-22.
191. Metropolis, N. Rosenbluth, A. Rosenbluth, M. Teller, A. και Teller, E. (1953) "Equation of State Calculations by Fast Computing Machines". *The Journal of Chemical Physics*, 21(6), 1087-1092.
192. Michael, R. 1997. "Reinvention Reigns: ERP Vendors Redefine Value, Planning, and Elevate Customer Service." *Manufacturing Systems*, 28.
193. Minsky, M. και Papert, S. (1969) "Perceptrons". *MIT Press, Cambridge*.
194. Mollaghasemi, M. LeCroy, K. και Georgiopoulos, M. (1998) "Application of neural networks and simulation modelling in manufacturing systems design". *Interfaces*, 28, 100-14.
195. Montana, D. (1995) "Neural network weight selection using genetic algorithms". *Intelligent hybrid systems*, 85-104, Wiley, Chichester.
196. Montazer M. και Van Wassenhove, L. (1990) "Analysis of scheduling rules for an FMS". *International Journal of Production Research*, 28, 785-802.
197. Morton, T. και Pentico, D. (1993) "Heuristic Scheduling Systems". *Wiley Series in Engineering and Technology Management*, Wiley, New York.
198. Moscato, P. (1989) "On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms", *C3P Report 826*, Caltech Concurrent Computation Program, Caltech, California, USA
199. Moutinho, L. Curry, B. Davies, F. και Rita, P. (1994) "Neural networks in marketing". *Computer modelling and expert systems in marketing*. New York: Routledge.
200. Muth, και Thompson, G. (1963) "Industrial scheduling". *Prentice Hall*, Englewood Cliffs.
201. Nakano, R. και Yamada, T. (1991) "Conventional Genetic Algorithm for Job-Shop Problems" *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms and*

- their Applications*, 474-479, San Diego, USA.
202. Nemhauser, G. και Wolsey, L. (1988) "Integer and Combinatorial Optimisation" *John Wiley and Sons*, New York.
 203. Norman, B. A. και Bean, J. (1997) "Random Keys Genetic Algorithm for Job Shop Scheduling". *Engineering Design and Automation*, vol. 3, 145-156.
 204. Nowicki, E. και Smutnicki, C. (1996) "A Fast Taboo Search Algorithm for the Job-Shop Problem" *Management Science*, 42(6), 797-813.
 205. Ohno, T. 1988. "Toyota Production System: Beyond Large-Scale Production". *Productivity Press*, Cambridge.
 206. Padman, R. (1993) "Choosing solvers in decision support systems. A neural network application in resource-constrained project scheduling" *Recent developments in decision support systems*, Springer, Berlin.
 207. Panurak, V. (1991) "Characterizing the manufacturing scheduling problem". *Journal of Manufacturing Systems* 10(3):241-252.
 208. Panwalker, S. και Iskander, W. (1977) "A survey of scheduling rules". *Operations Research*, 25 (1), 45-61.
 209. Parker, D. (1985) "Learning logic: Casting the cortex of the human brain in silicon". *Technical Report TR-47*. Center for Computational Research in Economics and Management, MIT, Cambridge.
 210. Parunak, H. Irish, B. Kindrick, J. και Lozo, P. (1985) "Fractal actors for distributed manufacturing control". *Proceedings of the Second IEEE Conference on Artificial Intelligence Applications*, 653-660.
 211. Patterson, R. και Pirkul, H. (2000) "Heuristic procedure neural networks for the CMST problem". *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1171-1200.
 212. Perregaard, M. και Clausen, J. (1995) "Parallel Branch-and-Bound Methods for the Job-Shop Scheduling Problem", *Working Paper*, University of Copenhagen, Copenhagen, Denmark.
 213. Pesch, E. και Tetzlaff, U. (1996) "Constraint Propagation Based Scheduling of Job Shops", *INFORMS Journal on Computing*, 8(2), 144-157.
 214. Philipoom, P. Wiegmann και Rees, L. (1994) "Using neural networks to determine internally-set due-date assignments for job-shop scheduling". *Decision Sciences*, 25, 42.825-42.851.
 215. Philipoom, P. Wiegmann, και Rees, L. (1997) "Cost-based due-date assignment with the use of classical and neural-network approaches". *Naval Research Logistics*, 44, 421-446.
 216. Pierreval, H. (1993) "Neural network to select dynamic scheduling heuristic". *Revue des Systemes de Decision*, 2(2), 173-190.
 217. Pinson, E. (1988) "Le Problème de Job-Shop", *Thèse d'État*, L'Université Pierre et Marie Curie, Paris VI, France.
 218. Pomerleau, D. (1993) "Neural Network Perception for Mobile Robot Guidance"
 219. Poon, R. και Carter, J. (1995) "Genetic algorithm crossover operators for ordering applications". *Computer Operations Research*, 22 (1), 135-147.
 220. Potvin, J. Shen, Y. και Rousseau, J. (1992) "Neural networks for automated vehicle

- dispatching”. *Computers Operation Research*, 19(3/4), 267-276.
221. Quinlan, J. (1986) “Induction of decision trees”. *Machine Learning*, 1, 81-106.
 222. Rabelo, L. (1990) “A Hybrid Artificial Neural Networks and Knowledge-Based Expert Systems Approach to Flexible Manufacturing System Scheduling”. *PhD. Dissertation*, University of Missouri-Rolla.
 223. Rabelo, L. Yih, Y. Jones, A. και Tsai, J. (1993) “Intelligent scheduling for flexible manufacturing systems”. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 3, 810–815.
 224. Rabelo, L. και Alptekin, S. (1989α) “Using Hybrid Neural Networks / Expert Systems for Intelligent Scheduling in Flexible Manufacturing Systems”. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 18-22, vol. 2, 608, Washington.
 225. Rabelo, L. και Alptekin, S. (1989β) “Synergy of Neural Networks & Expert Systems for FMS Scheduling”. *Proceedings of the Third ORSA/TIMS FMS: Operation Research Models and Applications*, 361-366, Amsterdam.
 226. Rabelo, L. και Alptekin, S. (1990α) “Adaptive Scheduling and Control using Artificial Neural Networks and Expert Systems for a Hierarchical/Distributed FMS Architecture”. *Proceedings of Rensselaer's Second International Conference on Computer Integrated Manufacturing (IEEE)*, 21-23, 538-545, Troy, New York.
 227. Rabelo, L. και Alptekin, S. (1990β) “Synergy of Artificial Neural Networks and Knowledge-Based Expert Systems for Intelligent FMS Scheduling”. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 17-21, vol. 1, 359-366, San Diego.
 228. Rabelo, L. και Alptekin, S. (1992) “A hybrid neural and symbolic processing approach to flexible manufacturing systems scheduling”. *Hybrid Architecture for Intelligent System*, 381–405, BocaRaton, FL: CRC Press.
 229. Raman, N. Rachamadugu, R. και Talbot, F. (1989). “Real-time scheduling of an automated manufacturing center”. *European Journal of Operations Research*, 40, 222-242.
 230. Reutterer, T. και Natter, M. (2000) “Segmentation based competitive analysis with MULTICLUS and topology representing networks”. *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1227-47.
 231. Rojas, R. (1993) “Theorie der neuronalen Netze: eine systematische Einführung”, Heidelberg, Berlin.
 232. Rosenblatt, F. (1958) “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain”. *Psychological Review*, 65, 386-408. Ανατυπώθηκε από τους Anderson και Rosenfield, 1988, 92-114.
 233. Rowe, A. και Jackson, J. (1956) “Research problems in production routing and scheduling”. *Journal of Industrial Engineering*, 7, 116-121.
 234. Roy, B. και Sussmann, B. (1964) “Les Problèmes d’Ordonnancement avec Contraintes Disjonctives”. *Note D.S. no. 9 bis*, SEMA, Paris, France.
 235. Rumelhart, D. McClelland J. και the PDP Research Group (1986) “Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition”. *Foundations*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
 236. Rumelhart, D. και McClelland J. (1986) “Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition”. *Cambridge*, MA: MIT Press.

237. Sabuncuoglu, I. και Hommertzheim, D. (1992) "Artificial neural networks: Investigations and developments of neural networks for scheduling problems". *TIMS/ORSA Joint National Meeting*, Orlando, USA.
238. Sabuncuoglu, I. και Gurgun, B. (1996) "A Neural Network Model for Scheduling Problems", *European Journal of Operational Research*, 93(2), 288-299.
239. Saleh, A. (1988) "Real-Time Control of a Flexible Manufacturing Cell". *Ph.D. Dissertation*, Lehigh University.
240. Sastri, T. και Malave, C. (1991) "Identification of the optimal control policy for the Markov decision process by back propagation". *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, ASME, 873-881, New York.
241. Satake, T. Morikawa, K. και Nakamura, N. (1994) "Neural Network Approach for Minimizing the Makespan of the General Job-Shop". *International Journal of Production Economics*, 33(1-3), 67-74.
242. Schultz, D. και Schultz, SE. (1992) "A History of modern psychology". *Harcourt Brace*: New York.
243. Secomandi, N. (2000) "Comparing neuro-dynamic programming algorithms for the vehicle routing problem with stochastic demands". *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1201-25.
244. Sexton, R. Gupta, J. Smith, B. και Montagno, R. (1998) "Neural network training via genetic algorithm and backpropagation: an empirical comparison". *Working paper*, Dept. Management, Ball State University, Muncie Indiana.
245. Sharebrooke, C. C. 1968. "METRIC: Multiechelon Technique for Recoverable Item Control," *Operations Research*, 16, 122-141.
246. Shaw, M. Park, S. και Raman, N. (1992) "Intelligent scheduling with machine learning capabilities: The induction of scheduling knowledge". *IEE Transactions on Design and Manufacturing*, 24, 156-168.
247. Shaw, P. και Whinston R. (1986) "Application of artificial intelligence to planning and scheduling in flexible manufacturing". *Flexible Manufacturing Systems: Methods and Studies*, 223-242, North Holland.
248. Shi, G. (1997) "A Genetic Algorithm Applied to a Classic Job-Shop Scheduling Problem", *International Journal of Systems Science*, 28(1), 25-32.
249. Sim, S. Yeo, K. και Lee, W. (1994) "An Expert Neural Network System for Dynamic Job-Shop Scheduling", *International Journal of Production Research*, 32(8), 1759-1773.
250. Skinner, W. 1985. "The Taming of Lions: How Manufacturing Leadership Evolved, 1780-1984". *The Uneasy Alliance: Managing the Productivity-Technology Dilemma*. Harvard Business School Press, Boston.
251. Slany, W. (1994) "Scheduling as a fuzzy multiple criteria optimization problem". *CD-Technical Report 94/62*, Technical University of Vienna.
252. Smit, G. H. (1992) "A Hierarchical Control Architecture for Job-Shop Manufacturing Systems". *Ph. D. Thesis*, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, The Netherlands.
253. Smith, K. (1999) "Neural networks for combinatorial optimization: a review of more than a decade of research". *INFORMS Journal of Computing*, 11(1), 15-34.
254. Smith, K. Palaniswami M. και Krishnamoorthy M. (1996) "Traditional heuristic versus

- Hopfield neural network approaches to a car sequencing problem”. *European Journal of Operational Research*, 93, 300-16.
255. Smith, K. Palaniswami, M. και Krishnamoorthy, M. (1998) “Neural techniques for combinatorial optimisation with applications”. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9, 1301-1318.
 256. Smith, K. Willis, R. και Brooks, M. (2000) “An analysis of customer retention and insurance claim patterns using data mining: a case study”. *Journal of the Operational Research Society*.
 257. Smith, K. και Palaniswami, M. (1997) “Static and dynamic channel assignment using neural networks”. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 15:238-49.
 258. Smith, S. (1995) “OPIS: A methodology and architecture for reactive scheduling”. *Intelligent Scheduling*, 29-66, Morgan Kaufman, San Francisco.
 259. Srinivasan, V. (1971) “A hybrid algorithm for the one machine sequencing problem to minimize total tardiness”. *Naval Research Logistics Quarterly*, 18, 317-327.
 260. Starkweather, T. Whitley D. και Cookson, B. (1993) “A Genetic Algorithm for scheduling with resource consumption”. *Proceedings of the Joint German/US Conference on Operations Research in Production Planning and Control*, 567-583.
 261. Starkweather, T. Whitley, D. Mathias K. και McDaniel, S. (1992) “Sequence scheduling with genetic algorithms”. *Proceedings of the US/German Conference on New Directions for OR in Manufacturing*, 130-148.
 262. Storer, R. Wu, S. και Vaccari, R. (1992) “New Search Spaces for Sequencing Problems with Applications to Job-Shop Scheduling”. *Management Science*, 38(10), 1495-1509.
 263. Storer, R. Wu, S. και Vaccari, R. (1995) “Problem and Heuristic Space Search Strategies for Job Shop Scheduling”. *ORSA Journal on Computing*, 7(4), 453-467.
 264. Subrahmanyam, S. Zentner, M. και Pekny, J. (1996) “Making the most out of corporate information assets: the next generation of process scheduling, planning, and design tool”. *Proceedings of the Process Industry Technical Conference: Looking Toward the 21st Century*, Erie, Pennsylvania.
 265. Taillard, É. (1993) “Benchmarks for Basic Scheduling Problems”. *European Journal of Operational Research*, 64(2), 278-285.
 266. Tamaki, H. και Nishikawa, Y. (1992) “A Paralleled Genetic Algorithm Based on a Neighbourhood Model and its Application to the JobShop Scheduling” *PPSN Proceedings of the 2nd International Workshop on Parallel Problem Solving from Nature*, 573-582, Brussels, Belgium.
 267. Thawonmas, R. Shiratori, N. και Noguchi, S. (1993) “A real-time scheduler using neural networks for independent and nonpreemptable tasks with deadlines and resource requirements”. *IEICE Transactions of Information and Systems*, E76(8), 947-955.
 268. Tsujimura, Y. Park, S. Chang, S. και Gen, M. (1993) “An effective method for solving flow shop scheduling problems with fuzzy processing times”. *Computers and Industrial Engineering*, 25: 239-242.
 269. Turban, E. McLean, E. και Wetherbe, J. (1996) “Information technology for management”. *Wiley*: New York.
 270. Turing, A. (1936) “On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungs problem”. *Proc. London Math. Soc. Ser. 2*, vol. 47, 730-765.

271. Udo, G. (1993) "Neural network performance on the bankruptcy classification problem". *Computers & Industrial Engineering*, 25, 377-80.
272. Ulder, N. Aarts, E. Bandelt, H. Van Laarhoven, P. και Pesch, E. (1991) "Genetic Local Search Algorithm for the Travelling Salesman Problem", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 496, 109-116.
273. Vaessens, R. (1996) "Operations Research Library of Problems" *Management School, Imperial College London*, Anonymous FTP site at <http://mscmga.ms.ic.ac.uk/pub/jobshop1.txt> και [jobshop2.txt](http://mscmga.ms.ic.ac.uk/pub/jobshop2.txt).
274. Vaessens, R. Aarts, E. και Lenstra, J. (1995) "A Local Search Template (Revised Version), Department of Mathematics & Computing Science". *Eindhoven University of Technology*, Eindhoven, The Netherlands.
275. Vaessens, R. Aarts, E. και Lenstra, J. (1996) "Job Shop Scheduling by Local Search". *INFORMS Journal on Computing*, vol. 8, 302-317.
276. Vaithyanathan, S. και Ignizio, J. (1999) "A stochastic neural network for resource constrained scheduling". *Computers and Operations Research*, 19(3/4), 241-254.
277. Vakharia A. και Chang, Y. (1990) "A simulated annealing approach to scheduling a manufacturing cell". *Naval Research Logistics*, 37, 559-577.
278. Van De Velde, S. (1991) "Machine Scheduling and Lagrangian Relaxation" *Ph. D. Thesis*, CWI Amsterdam, The Netherlands.
279. Van Den Bout, D. και Miller III, T. (1989) "Improving the performance of the Hopfield-tank neural network through normalization and annealing". *Biological Cybernetics*, 62, 129-139.
280. Van Hulle, M. (1991α) "Goal programming network for linear programming". *Biological Cybernetics*, 65, 243-252.
281. Van Hulle, M. (1991β) "A goal programming network for mixed integer linear programming: A case study for the jobshop scheduling problem. *International Journal of Neural Systems*, 2(3), 201-209.
282. Van Laarhoven, P. Aarts, E. και Lenstra, J. (1992) "Job Shop Scheduling by Simulated Annealing". *Operations Research*, 40(1), 113-125.
283. Venugopal, V. Baets, W. (1994) "Neural networks and their applications in marketing management". *Journal of Systems Management*.
284. Vepsalainen, A. και Morton, T. (1987) "Priority Rules for Job Shops with Weighted Tardiness Costs". *Management Science*, 33(8), 1035-1047.
285. Wagner, H. και Whitin, T. (1958) "Dynamic Version of the Economic Lot Size Model". *Management Science*, 5, 89-96.
286. Werbos, P. (1974) "Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences". *Ph.D. Dissertation*, Harvard University, Cambridge.
287. Werbos, P. (1995) "Neurocontrol and supervised learning: An overview and evaluation". *Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches*, D.A. White and D.A., New York: *Van Nostrand Reinhold Publication*, 65-89.
288. West, D. (2000) "Neural network credit scoring models". *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1131-52.
289. Whiting, T. (1957) "The Theory of Inventory Management". *Princeton University Press*,

Princeton.

290. Wilkerson L. και Irwin, J. (1971) "An improved algorithm for scheduling independent tasks". *AIIE Transactions*, 3, 239-245.
291. Willems, T. και Brandts, L. (1995) "Implementing heuristics as an optimization criterion in neural networks for job-shop problems". *Journal of Intelligent Manufacturing*, 6, 377-387.
292. Willems, T. και Rooda, J. (1994) "Neural Networks for Job-Shop Scheduling". *Control Engineering Practice*, 2(1), 31-39.
293. Williams, D. (1994) "Manufacturing Systems: An Introduction to the Technologies, 2nd Edition". *Chapman and Hall*, London.
294. Willshaw, D. και Von der Malsburg, C. (1976) "How patterned neural connections can be set up by self-organization". *Proceedings of the Royal Society of London*, Σειρά B, 194:431-45.
295. Wilson, R. και Sharda, R. (1997) "Business failure prediction using neural networks". *Encyclopaedia of Computer Science and Technology*. vol. 37(22), 193-204, Marcel Dekker, New York.
296. Wong, B. Lai, V. και Lam, J. (2000) "A bibliography of neural network business application research: 1994-1998". *Computers and Operations Research*, 27(11-12), 1045-76.
297. Wu, D. (1987) "An Expert Systems Approach for the Control and Scheduling of Flexible Manufacturing Systems". *Ph.D. Dissertation*, Pennsylvania State University.
298. Wysk, R. Wu D. και Yang, R. (1986) "A multi-pass expert control system (MPECS) for flexible manufacturing systems". NBS Special Publication, 724, 251-278.
299. Yamada, T. και Nakano, R. (1992) "A Genetic Algorithm Applicable to Large-Scale Job-Shop Problems". *PPSN'2 Proceedings of the 2nd International Workshop on Parallel Problem Solving from Nature*, 281-290, Brussels, Belgium.
300. Yamada, T. και Nakano, R. (1995α) "Job-Shop Scheduling by Simulated Annealing Combined with Deterministic Local Search". *MIC'95 Meta-heuristics International Conference*, Hilton, Breckenridge, 344-349, Colorado, USA.
301. Yamada, T. και Nakano, R. (1995β) "A Genetic Algorithm with Multi-Step Crossover for Job-Shop Scheduling Problems". *GALESIA'95 Proceedings of the International Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems*, 146-151.
302. Yamada, T. και Nakano, R. (1996β) "Scheduling by Genetic Local Search with Multi-Step Crossover" *PPSN'IV Fourth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, 960-969, Berlin, Germany,.
303. Yamada, T. και Nakano, R. (1996γ) "A Fusion of Crossover and Local Search" *ICIT'96 IEEE International Conference on Industrial Technology*, 426-430, Shanghai, China,.
304. Yih, Y. Liang, T. και Moskowit, H. (1991) "A hybrid approach for crane scheduling problems". *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, 867-872, ASME, New York:.
305. Yih, Y. Rabelo, L. και Jones, A. (1994) "A hybrid AI simulation framework for FMS scheduling". *In Proceedings of Conference on New Directions in Simulation for Manufacturing and Communications*, 204-210, Operations Research Society of Japan, Tokyo, Japan.

306. Yuhas, B. και Ansari, N. (1994) "Neural networks in telecommunications. *Kluwer Academic Publishers*.
307. Zentner, M. Pekny, J. Reklaitis, G. και Gupta, N. (1994) "Practical considerations in using model-based optimization for the scheduling and planning of batch/semicontinuous processes". *J. Proc. Cont.*, 4 (4), 259-280.
308. Zhang, C. Yan, P. και Chang, T. (1991) "Solving job-shop scheduling problem with priority using neural network". *Proceedings of the IJCNN'91 International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 2, 1361-1366.
309. Zhang, C. και Yan, P. (1995) "Neural network method of solving job-shop scheduling problem". *Acta Automation Sinica*, 21 (6), 706-712.
310. Zhou, D. Cherkassky, V. Baldwin, T. και Hong, D. (1990) "Scaling neural networks for job shop scheduling". *Proceedings of the International Conference on Neural Networks*, 3, 889-894.
311. Zhou, D. Cherkassky, V. Baldwin, T. και Hong, D. (1990) "Scaling Neural Networks for Job-Shop Scheduling". *IJCNN'90 International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 3, 889-894, San Diego, USA.
312. Zhou, D. Cherkassky, V. Baldwin, T. και Olson, D. (1991) "A Neural Network Approach to Job-Shop Scheduling". *IEEE Transactions on Neural Network*, 2(1), 175-179.
313. Zhou, D. N., Cherkassky, V., Baldwin, T. R. and Olson, D. E. (1991) "A Neural Network Approach to Job-Shop Scheduling". *IEEE Transactions on Neural Network*, 2(1), 175-179.
314. Zurada, J. (1992) "An Introduction to artificial Neural systems". *West Publishing*, St. Paul.
315. Zweben, M. Daun, B. Davis, E. και Deale, M. (1995) "Scheduling and rescheduling with iterative repair". *Intelligent Scheduling*, 241-256, Morgan Kaufman, San Francisco.