



Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

## ***Μοντελοποίηση της επιτυχίας νέων υπηρεσιών σε ξενοδοχεία με νεύρο- ασαφείς τεχνικές***

Διατριβή που υπεβλήθη στα πλαίσια απόκτησης μεταπτυχιακού διπλώματος από το  
Πολυτεχνείο Κρήτης στο τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

**Ατσαλάκη Ιωάννα**

Χανιά, Οκτώβρης 2016

© Copyright υπό Ατσαλάκη Ιωάννα  
2016

Επιβλέπων καθηγητής

Κώστας Ζοπουνίδης

Εξεταστική επιτροπή

**Κώστας Ζοπουνίδης:** Καθηγητής

Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.

**Στέλιος Τσαφάρakis:** Επίκουρος Καθηγητής

Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.

**Βασίλης Μουστάκης:** Καθηγητής

Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.



στον Γιώργο

στη Νίκη



## Πίνακας περιεχομένων

---

Πίνακας περιεχομένων.....	7
Ευχαριστίες.....	8
Περίληψη.....	9
Εισαγωγή.....	10
1. Βιβλιογραφική Αναφορά.....	12
I. Επιτυχία νέων υπηρεσιών.....	12
II. Ανάπτυξη νέων προϊόντων.....	13
III. Ανάπτυξη νέων υπηρεσιών.....	16
IV. Ανάπτυξη νέων υπηρεσιών στο ξενοδοχειακό τομέα.....	20
V. Εφαρμογή Νεύρο-Ασαφών συστημάτων σε άλλους τομείς.....	20
3. Μεθοδολογία.....	22
I. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	22
II. Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic).....	46
III. Συστήματα Ασαφούς Συλλογιστικής – Νεύρο-ασαφή συστήματα.....	60
VI. ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System).....	74
4. Δεδομένα και εφαρμογή του ANFIS.....	80
I. Επεξεργασία δεδομένων.....	80
II. Επιλογή μεταβλητών εισόδου.....	83
5. Εμπειρικά αποτελέσματα.....	89
6. Συζήτηση.....	95
7. Συμπεράσματα.....	97
8. Βιβλιογραφία.....	98

## Ευχαριστίες

---

Η ολοκλήρωση αυτής της μεταπτυχιακής διπλωματικής δεν θα είχε πραγματοποιηθεί χωρίς τη συμβολή πολλών ανθρώπων από τον χώρο του Πολυτεχνείου και μη. Θα ήθελα να εκφράσω την εγκάρδια ευγνωμοσύνη μου που ήταν μαζί μου σε όλη αυτή τη διαδρομή.

Αρχικά, θα ήθελα να διατυπώσω τις ευχαριστίες μου στον Φώτη Κίτσιο, ο οποίος μου έδωσε το έναυσμα για να ασχοληθώ με το παρόν θέμα. Οι συμβουλές και η καθοδήγησή του καθ' όλη την πορεία της διατριβής, μου στάθηκαν ιδιαίτερα χρήσιμες.

Ευχαριστώ πολύ την εξεταστική επιτροπή για τις καίριες συμβουλές της, καθώς και όλους τους καθηγητές μου που με τα σχόλιά τους και τις διαλέξεις τους, με βοήθησαν να εμπλουτίσω τις γνώσεις μου και με παρότρυναν να εισχωρήσω στον τομέα της μηχανικής. Είναι ιδιαίτερη χαρά μου που μετά από τόσα χρόνια γνωριμίας είχα την ευκαιρία να διδαχθώ από εσάς.

Επιπρόσθετα, θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον Ακαδημαϊκό κ. Κώστα Ζοπουνίδη, καθώς και όλη την ομάδα του εργαστηρίου Ανάλυσης Δεδομένων και Πρόβλεψης για τη βοήθειά τους στις δυσκολίες που συνάντησα κατά την περαίωση της διπλωματικής μου.

Ολοκληρώνοντας, οφείλω ένα μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς μου, Νίκη και Γιώργο, που με την αγάπη και τις αρχές τους με βοήθησαν να φτάσω στο σημείο που βρίσκομαι σήμερα. Η ενθάρρυνση και οι συμβουλές τους στάθηκαν καθοριστικές στην εξέλιξή μου ως άνθρωπο και ως επιστήμονα. Σας ευχαριστώ για όλη την υπομονή και τις θυσίες που κάνατε όλο αυτό τον καιρό, έτσι ώστε να φέρνω εις πέρας κάθε μου στόχο. Είμαι ιδιαίτερα ευγνώμων που είχα την τιμή να διδαχθώ από τον πατέρα μου, Ατσαλάκη Γιώργο, Επίκουρο καθηγητή του Πολυτεχνείου Κρήτης, καθώς και να εντυπώσω στο αντικείμενό του, πάνω στο οποίο τόσα χρόνια θαύμαζα την αφοσίωσή του. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω ένα πολύ σημαντικό άτομο στη ζωή μου που ήταν δίπλα μου σε όλο αυτό το ταξίδι, δίνοντάς μου δύναμη και κίνητρο για να συνεχίσω.

## Περίληψη

---

Οι συνεχείς πολιτικές αλλαγές, οι οικονομικές διακυμάνσεις καθώς και η εξέλιξη της τεχνολογίας προκαλούν μονίμως αβεβαιότητα στο επιχειρηματικό περιβάλλον. Η επιτυχημένη εισαγωγή νέων υπηρεσιών παρουσιάζεται ως μια διέξοδος που μπορεί να εξασφαλίσει την επιβίωση και την ανάπτυξη των επιχειρήσεων. Τι πιθανότητες υπάρχουν όμως μία νέα υπηρεσία να στεφθεί με επιτυχία και τι με αποτυχία; Παρόλη τη σημαντικότητα του θέματος, υπάρχουν ελάχιστες εμπειρικές έρευνες για το συγκεκριμένο πρόβλημα πρόβλεψης. Η παρούσα εργασία συμβάλλει στην ενίσχυση της ελλιπούς βιβλιογραφίας, εφαρμόζοντας για πρώτη φορά ένα υβριδικό μοντέλο ANFIS, το οποίο μειώνει το χάσμα μεταξύ των ακαδημαϊκών και των επιχειρηματιών, αποσκοπώντας να προβλέψει αν μία νέα υπηρεσία στον τομέα του τουρισμού πρόκειται να στεφθεί με επιτυχία ή όχι, ενώ παράλληλα μειώνει την αβεβαιότητα του επιχειρηματικού περιβάλλοντος. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η μεθοδολογία ήταν ικανοποιητική δίνοντας συνολική ακρίβεια στο μοντέλο πρόβλεψης 91,75%.

## 1. Εισαγωγή

---

Η έννοια της επιχειρηματικότητας αφορά ένα δυναμικό σύστημα των χαρακτηριστικών των εργαζομένων (προσωπικότητα, δεξιότητες, κίνητρα, συμπεριφορά κλπ) σε συνδυασμό με τον τρόπο όπου αυτοί μπορούν να μετατρέψουν μία ευκαιρία σε νέο τρόπο αύξησης εισοδήματος (Oganisjana and Koke 2012). Η επιχειρηματικότητα αποτελεί τον ακρογωνιαίο λίθο της οικονομική ανάπτυξης των αναπτυσσόμενων χωρών, όπως και της Ελλάδας.

Δυστυχώς η πολυπόθητη συνταγή για την επιτυχία μιας επιχείρησης δεν έχει διευκρινιστεί ακόμα. Παρόλα αυτά, η «προσαρμογή» θα μπορούσε να είναι η απάντηση στο ερώτημα «τι προϋποθέτει την επιτυχία μία επιχείρησης;». Οι καταστάσεις μεταβάλλονται συνεχώς και ενόψει της οικονομικής κρίσης που επικρατεί στην Ελλάδα, οι επιχειρηματίες καλούνται να προσαρμοστούν και να διαφοροποιηθούν έτσι ώστε να εξασφαλίσουν την επιβίωσή τους. Από αυτή την κατάσταση δεν θα μπορούμε να εξαιρεθεί και ο τομέας του τουρισμού, ο οποίος παρόλο που αποτελεί την κύρια πηγή εισοδήματος της χώρας μας, έχει επηρεαστεί άμεσα.

Το φυσικό τοπίο καθώς και οι κλιματολογικές συνθήκες της Ελλάδας ανέκαθεν αποτελούσαν πόλο έλξης για τους τουρίστες. Αυτοί οι παράγοντες, όμως δεν είναι πλέον αρκετοί ώστε να γίνει το τουριστικό προϊόν ανταγωνιστικό στις διεθνές αγορές. Οι δυσμενείς οικονομικές συνθήκες σε συνδυασμό με την υψηλή ζήτηση για ποιότητα, έχουν οδηγήσει τους καταναλωτές να είναι πιο απαιτητικοί με αποτέλεσμα να αναζητούν αυτό το ιδιαίτερο στοιχείο/υπηρεσία που θα βελτιστοποιήσει τη διαμονή τους και θα τους προσφέρει πλήρη ικανοποίηση. Αυτή την ανάγκη καλούνται να καλύψουν οι επιχειρηματίες του τουρισμού υιοθετώντας καινοτόμες τάσεις στον τομέα των υπηρεσιών.

Η ανάπτυξη νέων υπηρεσιών (New Service Development-NSD) θεωρείται πλέον απαραίτητο στοιχείο έτσι ώστε μία επιχείρηση να ανταπεξέλθει στο συνεχώς μεταβαλλόμενο ανταγωνιστικό περιβάλλον, στην εξέλιξη της τεχνολογίας καθώς και στην οικονομική κρίση. Ως ανάπτυξη μίας νέας υπηρεσίας ορίζεται η καινοτομία που μπορεί να υπάρξει σε μία νέα υπηρεσία ή στη διαδικασία μίας ήδη υπάρχουσας υπηρεσίας, η οποία αποσκοπεί σε βελτιστοποίηση της λειτουργίας της και στην υψηλότερη απόδοση της (Agarwal et al, 2003).

Τόσο στον τομέα της ανάπτυξης προϊόντων όσο και στον τομέα της ανάπτυξης υπηρεσιών, το σημαντικότερο κομμάτι της διαδικασίας θεωρείται ο προσδιορισμός του περιεχομένου της νέας υπηρεσίας, καθώς αυτό θα καθορίσει τα υπόλοιπα βήματα που απαιτούνται για την ολοκλήρωσή της (Lee, Kim & Park, 2010). Επιπρόσθετα, το περιεχόμενό της θα πρέπει να συμβαδίζει με την κουλτούρα της επιχείρησης, όσο αφορά τη φύση των δραστηριοτήτων της επιχείρησης, τη σχέση μεταξύ χρήστη και παρόχου καθώς και το βαθμό στον οποίο η υπηρεσία ανταπεξέρχεται στις απαιτήσεις του καταναλωτή (Edvardsson, Gustafsson & Roos, 2005: Edvardsson, Haglund & Mattsson, 1995).

Τα τελευταία χρόνια παράλληλα με την έννοια της ανάπτυξης νέων υπηρεσιών, που είναι αυστηρά προσανατολισμένη στην αγορά, η μηχανική υπηρεσιών αποκτά έδαφος προσανατολισμένη στη μηχανική και προξενεί το ενδιαφέρον τόσο της ακαδημαϊκής κοινότητας όσο και του κόσμου της αγοράς. Η έννοια της μηχανικής αφορά τη συστηματική ανάπτυξη των υπηρεσιών με τη χρήση κατάλληλων μοντέλων, μεθόδων και εργαλείων όπως τα υπολογιστικά μοντέλα πρόβλεψης (Bullinger, Fahnr & Meiren, 2003).

Παρόλα αυτά, στη διεθνή βιβλιογραφία δεν υπάρχει επαρκής έρευνα όσο αφορά την ανάπτυξη νέων υπηρεσιών και ιδιαίτερα στον τομέα των τουριστικών επιχειρήσεων.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται συνοπτικά τα περιεχόμενα του άρθρου. Αρχικά περιγράφεται η ανάπτυξη και η εφαρμογή ενός υβριδικού νεύρο-ασαφούς μοντέλου ικανού να προβλέψει την επιτυχία νέων υπηρεσιών στον τομέα του τουρισμού. Παρά το γεγονός ότι η πρόβλεψη της επιτυχίας νέων υπηρεσιών αποτελεί ένα ιδιαίτερα δημοφιλές θέμα τόσο για τους επιχειρηματίες, όσο και για τους ακαδημαϊκούς, δεν υπάρχει επαρκής έρευνα για την ανάδειξη του καταλληλότερου μοντέλου. Επιπρόσθετα, η έλλειψη παρουσιάζεται στις μελέτες που έχουν ασχοληθεί με υβριδικά μοντέλα. Η παρούσα έρευνα χρησιμοποιεί και εφαρμόζει τέτοιου είδους μοντέλα με σκοπό την πρόβλεψη της επιτυχίας νέων υπηρεσιών που λανσάρονται στην αγορά. Ακολουθεί η πρώτη απόπειρα πρόβλεψης της επιτυχίας υπηρεσιών με τη χρήση ενός νεύρο-ασαφούς υβριδικού μοντέλου, που ονομάζεται Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Η έρευνα που παρατίθεται βοηθάει στην επέκταση και στην συμπλήρωση της εμπειρικής βιβλιογραφίας όσο αφορά την επιτυχία νέων υπηρεσιών. Τέλος, η έρευνα διευρύνει τον τομέα της ασαφούς λογικής με την χρήσης νεύρο-ασαφών τεχνικών στην εισαγωγή νέων τουριστικών υπηρεσιών.

Πιο συγκεκριμένα, η μελέτη διαμορφώνεται ως εξής: Η *ενότητα 2* αναφέρεται στην βιβλιογραφική έρευνα σχετικά με την μοντελοποίηση της ανάπτυξης νέων υπηρεσιών. Στην *ενότητα 3* παρουσιάζεται η μεθοδολογία της έρευνας. Στην *ενότητα 4* αναλύονται τα δεδομένα και υλοποιείται η είσοδος των μεταβλητών. Στην *ενότητα 5* πραγματοποιείται η μέτρηση της απόδοσης του μοντέλου και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Στην *ενότητα 6* λαμβάνει χώρα μία συζήτηση γύρο από τα ευρήματα της έρευνας. Τέλος, η *ενότητα 7* αποτελείται από τα συμπεράσματα της μελέτης.

## 2. Βιβλιογραφική Αναφορά

---

Παρά το γεγονός πως το τελευταίο διάστημα παρουσιάζεται αυξημένο ενδιαφέρον από την μεριά των επιχειρηματιών και των ερευνητών σχετικά με την πρόβλεψη της επιτυχίας ενός νεοεισερχόμενου προϊόντος ή μιας υπηρεσίας, ελάχιστες έρευνες συναντώνται στην υπάρχουσα βιβλιογραφία. Η πλειονηφία από τις υπάρχουσες μελέτες εστιάζει στην ανάπτυξη νέων προϊόντων, ενώ έλλειψη σημειώνεται στον τομέα των υπηρεσιών.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται η βιβλιογραφία, η οποία είναι ταξινομημένη σε άρθρα που αναφέρονται γενικά στην επιτυχία νέων υπηρεσιών και νέων προϊόντων. Ακολουθεί η βιβλιογραφία που αφορά την ανάπτυξη νέων υπηρεσιών, συγκεκριμένα στον τομέα των ξενοδοχείων. Ταυτόχρονα, παρουσιάζονται κάποιες εφαρμογές μοντέλων ANFIS, τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς στις απαιτήσεις άλλων τομέων, ώστε να αναδειχτεί η αποτελεσματικότητα του ANFIS στην επίλυση προβλημάτων σε διάφορους τομείς.

### I. Επιτυχία νέων υπηρεσιών

Οι Sungjoo Lee et al. (2007) ανέπτυξαν ένα δέντρο λήψης αποφάσεων με σκοπό να προβλέψουν πότε το ηλεκτρονικό εμπόριο στην Κορέα είναι πετυχημένο και πότε όχι. Το προτεινόμενο μοντέλο παρουσιάζει υψηλότερο ποσοστό επιτυχίας (70%-80%) σε σχέση με την παλινδρόμηση και τη διακριτή ανάλυση. Τα αποτελέσματα δείχνουν πως σε πρώτο στάδιο, κρίσιμοι παράγοντες επιτυχίας μίας υπηρεσίας ηλεκτρονικού εμπορίου θεωρούνται η συχνότητα των αγορών και η τιμή. Σε δεύτερο στάδιο, μεγάλη σημασία δίνεται στην ένταση εργασίας, στην κρισιμότητα καθώς και στην χρονική στιγμή εισόδου του χρήστη στο σύστημα. Τέλος, οι συγγραφείς δίνουν έμφαση στο γεγονός πως μία υπηρεσία πρέπει να είναι αποδεκτή και από την πλευρά του καταναλωτή για να θεωρείται πετυχημένη, καθώς επίσης επισημαίνουν τη σπουδαιότητα που πρέπει να δοθεί σε εξωτερικούς παράγοντες, όπως η κουλτούρα και οι περιβαλλοντολογικές συνθήκες.

Ο Muammer Ozer (2008), ισχυρίστηκε πως απαραίτητη προϋπόθεση για την ανάπτυξη ενός νέου προϊόντος ή υπηρεσίας, είναι η εκτίμηση της επιτυχίας του. Στο άρθρο του παρουσιάζει τη σημαντικότητα δύο νέων παραγόντων στην αύξηση του ποσοστού ακρίβειας της πρόβλεψης της επιτυχίας στον χώρο των διαδικτυακών αγορών. Η εμπειρική του μελέτη βασίζεται τόσο στην αρχική πρόβλεψη όσο και στα πραγματικά αποτελέσματα έτσι ώστε να εξεταστούν και οι τέσσερις υποθέσεις. Τα αποτελέσματα δείχνουν πως ο ένας παράγοντας μπορεί να υποκαταστήσει τον άλλο, ενώ αναφέρεται πως και η μεμονωμένη χρήση τους μπορεί να σημειώσει σημαντικές βελτιώσεις στην ακρίβεια των προβλέψεων. Τέλος, ο συγγραφέας εικάζει πως δεν υπάρχει λόγος συνδυασμού αυτών των δύο, καθώς αποφέρουν αμελητέα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την χρήση τους ξεχωριστά.

## II. Ανάπτυξη νέων προϊόντων

### ➤ Υπολογιστικές Τεχνικές

Οι Xiao-BingHu et al. (2014), χρησιμοποίησαν μια μέθοδο βελτιστοποίησης πολλαπλών στόχων κατά Pareto ανάλυση με σκοπό την ανάπτυξη ενός πολλαπλών στόχων νέου προϊόντος (MONPD). Το μοντέλο ξεπερνά το πρόβλημα της μοναδικής βέλτιστης λύσης κατά Pareto. Επιπρόσθετα, στην έρευνα παρουσιάστηκε η υλοποίηση της κατά Pareto ανάλυσης, η οποία έχει την μεγαλύτερη απόδοση στην υλοποίηση του MONPD.

Οι Alam et al (2014) παρουσίασαν ένα πλαίσιο βελτιστοποίησης για τον σχεδιασμό αυτόνομων υποβρύχιων οχημάτων, με τη χρήση ενός μη κυρίαρχου γενετικού αλγόριθμου κατάταξης (NSGA-II) και του ακατόρθωτου εξελεγκτικού αλγόριθμου (IDEA). Επιπλέον, υποστήριξαν την έλλειψη ταυτοποίησης του βέλτιστου σχεδιασμού αντί να εστιάσουν μόνο στην λειτουργική σχεδίαση. Ένα πραγματικό σχεδιαστικό πρόβλημα παρουσιάζει την ευελιξία του προεκτεινόμενου αλγόριθμου και την ικανότητά του να καθορίζει προκαταρκτικά το βέλτιστο σχεδιασμό για αυτόνομα υποβρύχια με διαφορετικές απαιτήσεις ανάλογα με τον χρήστη.

Οι Ling et al. (2014), παρουσίασαν ένα intelligent Particle Swarm Optimization (iPSO) μοντέλο με σκοπό να παρέμβουν στον σχεδιασμό των κινητών. Ένα fuzzy σύστημα βασισμένο στον ανθρώπινο τρόπο σκέψης αναπτύχθηκε και χρησιμοποιήθηκε για τον προσδιορισμό της σημασίας της αδράνειας στο PSO και τις παραμέτρους ελέγχου μιας νεοεισερχόμενης αμοιβαίας διασταυρούμενης λειτουργίας.

Οι Byrne et al. (2014) ολοκλήρωσαν ένα παραμετρικό μοντέλο σχεδιασμού αεροσκαφών με πράκτορες δυναμικής ρευστοποίησης. Ένας αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε με σκοπό την μεγιστοποίηση της ανύψωσης και την μείωση του συρσίματος σε ένα εύρος αεροσκαφών, προσφέροντας παράλληλα τη βελτιστοποίηση του εκάστοτε μοντέλου σχεδιασμού ή τη δημιουργία νέου μοντέλου με βελτιωμένη αεροδυναμική. Διάφορα εξαρτήματα δοκιμάστηκαν σε τρία αεροσκάφη με σκοπό την ανάδειξη της πιο εύκολης και αποτελεσματικής βελτιστοποίησης του παραμετρικού μοντέλου.

Το θέμα του Quantitative Investment (QI) στον σχεδιασμό προϊόντων, το οποίο επιδιώκει να συλλέξει αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά από τη χρηματιστηριακή πρόβλεψη, ανέλυσαν οι Zhang et al. (2014). Υποστήριξαν πως μια τέτοια προσέγγιση θα στεφθεί με επιτυχία με τη χρήση αλγόριθμου συλλογής κοινών χαρακτηριστικών (CFS). Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην έρευνα αφορούν στοιχεία δεκατριών χρόνων από το χρηματιστήριο της Σαγκάης και εκτιμούν την απόδοση του CFS σε σχέση με άλλους γνωστούς αλγορίθμους. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν πως ο προτεινόμενος αλγόριθμος παρουσιάζει μεγαλύτερη ακρίβεια στις περισσότερες περιπτώσεις.

Οι Yenicioglu & Suerdema (2015), παρουσίασαν μία ολοκληρωμένη διαδικτυακή πλατφόρμα σύμφωνα με τα πρότυπα του Web 2.0 revolution, η οποία δρα ως

«δημοκρατική συνέλευση» για διαπραγματεύσεις, συντονισμό και ολοκλήρωση του ασαφή κύκλου της διαδικασίας καινοτομίας. Η χρήση των μέσων κοινωνικής δικτύωσης βοηθά στη συμμετοχή πολλών ενδιαφερόμενων στην διαδικασία NPD με την χρήση αυτής της διαδικτυακής πλατφόρμας. Στη συνέχεια, οι συγγραφείς παρέθεσαν κάποιες ιδιαίτερης σημασίας προκλήσεις οι οποίες παίζουν σημαντικό ρόλο στη σύλληψη της ιδέας αυτής της πλατφόρμας.

#### ➤ Νευρωνικά Δίκτυα

Οι Chang et al. (2014) παρουσίασαν ένα διαφορετικό σύστημα crowdsourcing, με τη χρήση νεύρο-ασαφών συστημάτων (Neuro Fuzzy System) με σκοπό την συλλογή πληροφοριών για το σύστημα αυτό. Το συγκεκριμένο σύστημα έχει την ικανότητα να εντοπίζει κατάλληλους τομείς στους οποίους πρέπει να δοθεί έμφαση για την διευκόλυνση μιας επένδυσης και να ενσωματώνει μετρά αποτροπής κλεψίματος στο σχεδιασμό ενοτήτων. Μελέτη περίπτωσης σχετικά με έναν μελλοντικό υπολογιστή χρησιμοποιείται για την καλύτερη κατανόηση του θέματος. Τα αποτελέσματα δείχνουν πως το προτεινόμενο σύστημα συμβάλλει στην δημιουργία ιδεών που χαρακτηρίζονται από ποιότητα και καινοτομία.

Οι Der-Chiang Li et al. (2014) ανέπτυξαν έναν αλγόριθμο βασισμένο στο Box Plot και στις fuzzy techniques, ο οποίος αυτόματα δημιουργεί τις προδιαγραφές ώστε να σταθεροποιηθεί η διαδικασία εκπαίδευσης για την εφαρμογή του Back-Propagation Neural Network (BPN). Με την χρήση ενός πραγματικού θέματος εκπαίδευσης, οι συγγραφείς αποσκοπούν στην αναπαράσταση της λειτουργίας του αλγορίθμου. Τα εμπειρικά αποτελέσματα αποδεικνύουν πως ο συγκεκριμένος αλγόριθμος μπορεί να βελτιώσει αποτελεσματικά την ευρωστία και την ακρίβεια ενός μοντέλου πρόβλεψης, όπως αυτό του BPN.

Οι Dawei Tang et al. (2014) χρησιμοποίησαν ένα Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) με σκοπό την εκτίμηση της ικανοποίησης που προσφέρει ένα προϊόν ή μια υπηρεσία στον χρήστη του σε σχέση με τις προσδοκίες του. Για τον εντοπισμό και την δρομολόγηση των αβέβαιων πληροφοριών (που οφείλονται στην υποκειμενικότητα και στην ατέλεια του ανθρώπινου είδους), χρησιμοποιήθηκε μια προσέγγιση Brief Rule Base (BRB) με Evidential Reasoning (ER). Και οι δύο μέθοδοι εξετάστηκαν στην ίδια μελέτη περίπτωσης, ώστε να αποφευχθεί η παρανόηση. Τα συγκριτικά αποτελέσματα υπέδειξαν πως το μοντέλο BRB έχει τη δυνατότητα να ελαχιστοποιήσει την ανθρώπινη προκατάληψη που αφορά την αξιολόγηση της ικανοποίησης των χρηστών και να διορθώσει τα ακατάλληλα στοιχεία που είναι σχετικά με το μοντέλο του ANFIS. Παράλληλα, οι συγγραφείς υποστήριξαν πως η προτεινόμενη προσέγγιση μπορεί να δημιουργήσει ορθολογική και κατατοπιστική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

#### ➤ Νεύρο-ασαφή Συστήματα

Οι Ho Yung-Ching and Ching-Tzu Tsai (2011) χρησιμοποιώντας τα μοντέλα SEM και ANFIS προσπαθούν να εκτιμήσουν την απόδοση της πρόβλεψής τους στην ανάπτυξη νέων προϊόντων (NPD). Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν πως η αξία της καινοτομίας επηρεάζει άμεσα την απόδοση της NPD καθώς και την μη γραμμική σχέση μεταξύ της ποιότητας και της διαδικασίας ανάπτυξης ενός νέου προϊόντος. Τα δύο μοντέλα πρόβλεψης συγκρίθηκαν και το πόρισμα είναι πως το ANFIS έχει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με το μοντέλο SEM, καθώς παρουσιάζει με μεγαλύτερη επιτυχία την μη γραμμική σχέση μεταξύ της ποιότητας της διαδικασίας και της απόδοσης λανσαρίσματος ενός νέου προϊόντος.

Ο Kevin Kam Fung Yuen(2014) παρουσίασε ένα υβριδικό πλαίσιο από Fuzzy Cognitive Network Process (FCNP), Agregative Grading Clustering (FAGC) and Quality Function Deployment (F-CNPAGC-QFD) για τα κριτήρια αξιολόγησης και την ανάλυση σχετικά με Quality Function Deployment (QFD). Προσπαθώντας να αποφύγει πιθανές ασάφειες από την κριτική ειδικών, ο συγγραφέας χρησιμοποίησε ένα εύρος fuzzy στο QFD. Η συγκεκριμένη προσέγγιση βρίσκει εφαρμογή στην ανάπτυξη ενός cloud software.

Οι Jing Zhou et al. (2014) δημοσίευσαν έναν ασαφή ελεγκτή μέσης πρόσβασης (Fuzzy Control Medium Access, FCMA) που βασίζεται στις παραμέτρους εισόδου για την επίτευξη αποδόσεων. Στόχος είναι η βελτίωση της αξιοπιστίας και της απόδοσης της μετάδοσης δεδομένων με τη χρήση ενός Wireless Body Area Network (WBAN), το οποίο εντοπίζει σημαντικά σήματα του ανθρώπινου σώματος ή πληροφορίες από το περιβάλλον για την παρακολούθηση της υγείας του ή για επαγγελματικούς λόγους. Το παράθυρο συναγωνισμού, στην συναγωνιστική περίοδο πρόσβασης και τα κοιλώματα, μοιράζονται κατά την συναγωνιστική ελεύθερη περίοδο, σύμφωνα με την κατάσταση των κόμβων οι οποίοι ελέγχονται από το FCMA. Η ανάλυση προσομοίωσης δείχνει τη βελτιστοποίηση μέσω της κατάστασης και της ανάλυσης των πακέτων με αποτελεσματική χρήση του εύρους και αποφυγή της σύγκρουσης.

Ένα παραδοσιακό πρόβλημα πολλαπλών ιδιοτήτων για τη λήψη αποφάσεων παρουσιάστηκε από τους Yuanyuan Liu et al. (2014). Αποσκοπούσαν στον καθορισμό της διαπραγματεύσιμης στρατηγικής ανάμεσα στις απαιτήσεις των καταναλωτών (CRs), απαραίτητη για τη γενική ικανοποίηση των τελευταίων. Παρά το γεγονός πως η γενική διαπραγματεύσιμη στρατηγική αφορά τη σπουδαιότητα των βαρών του CRs, οι συγγραφείς αγνόησαν την επιρροή του βαθμού αντιστάθμισης σε αυτά. Η έρευνα αρχικά εντάσσει τον βαθμό αντιστάθμισης του CRs στην ποιοτική λειτουργική ανάπτυξη (QFD) με έναν συμμετρικό τριγωνικό ασαφή αριθμό. Ο αριθμός αυτός προσδιορίζεται από ένα μοντέλο μη γραμμικής ασαφούς παλινδρόμησης.

Οι Shuya Zhong et al. (2014), παρουσίασαν ένα ασαφές μοντέλο περιορισμένων μεταβολών συνδυάζοντας ασαφείς προσδοκώμενες αξίες και ασαφή προγραμματισμό περιορισμένων μεταβολών για να ενσωματώσουν την ασαφή θεωρία στο QFD. Για να καθορίσουν την τιμή-στόχο των μηχανικών χαρακτηριστικών (ECs) με έλεγχο κινδύνου ώστε να εξασφαλίσουν την ικανοποίηση (ECs), πρότειναν ένα νέο

προγραμματικό ασαφές μοντέλο περιορισμένων μεταβολών. Η βιωσιμότητα και η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθοδολογικής προσέγγισης και του αλγορίθμου δοκιμάστηκαν με τον σχεδιασμό μιας μηχανής αυτοκινήτου.

Ένα ασαφές μοντέλο ζήτησης της αγοράς παρατίθεται από τους R. Aydin et al. (2014), με σκοπό να θίξει το θέμα της ασαφοποίησης που πάντα παρουσιάζεται όταν πρόκειται για δεδομένα που συλλέγονται από συνδυαστικές έρευνες και από την εκτίμηση δυνητικών αγορών. Ένα ασαφές μοντέλο επιλογής (βασισμένο στην ασαφή παλινδρόμηση και στην ανάλυση διακριτής επιλογής), καθώς και μία γεννήτρια ασαφούς εκτίμησης δυνητικών αγορών εμπλέκονται στην συγκεκριμένη μεθοδολογία. Τέλος, παρουσιάστηκε μια μελέτη περίπτωσης όπου εκτιμάται η ζήτηση μίας νέας ταμπλέτας με στόχο την αξιολόγηση της απόδοσης της παραπάνω μεθόδου.

Οι Kit Yan Chan et al. (2014) πρότειναν μια μέθοδο συνήθους ασαφούς παλινδρόμησης έτσι ώστε να μοντελοποιηθούν οι προτιμήσεις των καταναλωτών. Στόχος ήταν να ξεπεραστούν τα μειονεκτήματα των ήδη υπαρχόντων ασαφών μεθόδων οι οποίες δεν μπορούν να καθορίσουν τον παράγοντα τύχη στις προτιμήσεις των καταναλωτών. Τέλος, παρατέθηκε μια μελέτη περίπτωσης σχεδιασμού μιας τσαγιέρας με σκοπό την ανάδειξη της αποτελεσματικότητας της παραπάνω μεθόδου.

Οι Sangaiah et al. (2015) παρουσίασαν ένα ANFIS μοντέλο, το οποίο εκπαιδεύεται με την χρήση γενετικών αλγορίθμων με στόχο την εκτίμηση της σχέσης μεταξύ των υπεράκτιων ομάδων παροχής υπηρεσιών, την ποιότητα των υπηρεσιών και το παγκόσμιο πρόγραμμα ανάπτυξης (GDD). Ως ποιοτικά κριτήρια χρησιμοποίησαν τις διοικητικές πρακτικές, το κλίμα των παγκόσμιων υπηρεσιών και την ηγεσία των υπηρεσιών οι οποίες αποτελούνται από εικοσιπέντε χαρακτηριστικά. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το ANFIS με την χρήση γενετικών αλγορίθμων παρουσιάζει την καλύτερη προβλεπτική ακρίβεια (RMSE 3.26%) σε σχέση με το απλό ANFIS και τις στατιστικές μεθόδους.

### **III. Ανάπτυξη νέων υπηρεσιών**

Η διαδικασία του μοντέλου blueprinting service, η οποία χαρακτηρίζεται από ποσοτικοποίηση και υποκειμενικότητα παρουσιάστηκε από τον Shostack (1984). Πραγματοποιήθηκε απεικόνιση της διαδικασίας σε σχεδιάγραμμα ενώ δόθηκε ιδιαίτερη έμφαση στα στοιχεία τα οποία είναι ορατά στον καταναλωτή. Ένα περιθώριο αποτυχίας το οποίο είναι διαχωρίσιμο, θεωρείται απαραίτητο για τον εντοπισμό και την πρόληψη των προβλημάτων που θα προκύψουν. Για την παροχή της υπηρεσίας θα απαιτηθεί να γίνουν προσλήψεις και εκπαίδευση προσωπικού λαμβάνοντας υπόψη τα ανθρώπινα μέσα (σε αντίθεση με τα τεχνολογικά) δίνοντας βαρύτητα στην αύξηση παραγωγικότητας έναντι των αλλαγών στα επίπεδα ικανοποίησης των πελατών.

Οι Edvardsson & Olsson (1996) τόνισαν πως το σημαντικότερο μέρος σε μία διαδικασία ανάπτυξης νέων υπηρεσιών είναι η δημιουργία των κατάλληλων γενικών

προϋποθέσεων για την υπηρεσία αυτή. Με τη χρήση του Prerequisites Model δημιουργήθηκε ένας σκελετός τόσο για την ανάλυση μεγάλου εύρους κλίμακας ανάπτυξης νέων υπηρεσιών, όσο και για την επίδραση μικρότερων αλλαγών στις γενικές προϋποθέσεις ανάπτυξης. Επιπρόσθετα, δίνεται η δυνατότητα στους σχεδιαστές και κατασκευαστές μιας υπηρεσίας να ακολουθήσουν μια πανοραμική προσέγγιση της ανάπτυξης νέων υπηρεσιών, η οποία αφορά την ιδέα της υπηρεσίας, στη διαδικασία και στο σύστημά της. Αυτή η προσέγγιση αποδείχτηκε περισσότερο αποτελεσματική κατά την υλοποίησή της σε μεγάλες σύνθετες υπηρεσίες, όπως αυτές των νοσοκομείων.

Οι Menor & Roth (2007) παρουσίασαν μια προσέγγιση δύο βημάτων για την ανάπτυξη και αξιολόγηση μιας νέας πολλαπλών στοιχείων κλίμακας που αντανακλά μία πολυδιάστατη κατασκευή και ονομάζεται NSD. Αυτή η πολλαπλών διαστάσεων κατασκευή αντικατοπτρίζεται από πέντε συμπληρωματικές διαστάσεις: NCD εστίαση, οξύτητα της αγοράς, NSD στρατηγική, NSD νοοτροπία και εμπειρία τεχνολογίας πληροφορικής.

Στο πρώτο βήμα της μέτρησης της ανάπτυξης, οι συγγραφείς βασιζόμενοι στην κρίση τους ανέλυσαν δεδομένα που συγκεντρώθηκαν μέσω επαναληπτικής διαδικασίας ταξινόμησης για να εκτιμήσουν την αβέβαιη αξιοπιστία και εγκυρότητα των προτεινόμενων μετρήσιμων στοιχείων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η μείωση των στοιχείων έχει λογικές ψυχομετρικές ιδιότητες.

Στο δεύτερο βήμα, διεξήχθη μία ανάλυση επιβεβαίωσης των πέντε NSD διαστάσεων χρησιμοποιώντας δεδομένα που συλλέχθηκαν μέσω έρευνας από ένα δείγμα σημαντικών πληροφοριοδοτών λιανικής τραπεζικής. Μέσω αυτής επιβεβαιώθηκε η μονοδιάστατη, αξιόπιστη και έγκυρη κλίμακα των προτεινόμενων πέντε πολλαπλών στοιχείων.

Οι Smith et al. (2007) υποστήριξαν πως ο επιτυχής σχεδιασμός μια υπηρεσίας καθώς και η διαδικασία ανάπτυξής της μπορεί να επιτευχθεί με πανοραμική προσέγγιση σε συνδυασμό με ένα υψηλό επίπεδο ακριβείας, όσο αφορά τον σχεδιασμό και την διαδικασία ανάπτυξης της εκάστοτε υπηρεσίας. Χρησιμοποίησαν πέντε μοντέλα όπως το Prerequisites Mode, το Quality Function Development, το Service Blueprinting, το Stage Gate Model και ένα Stakeholder Model με σκοπό τον προσδιορισμό της σχέσης μεταξύ αυτών των μοντέλων. Επιπρόσθετα, προσπάθησαν να απλοποιήσουν τις σύνθετες πολύπλευρες υπηρεσίες, όπως αυτές των νοσοκομείων, μέσω του προσδιορισμού των επιπέδων ανάλυσης και του τρόπου συνύπαρξής τους.

Οι Jaw et al. (2010) εξέτασαν τη συμβολή των χαρακτηριστικών των υπηρεσιών, του προσανατολισμού της αγοράς και των προσπαθειών στον τομέα της καινοτομίας στην διαδικασία ανάπτυξης μιας νέας υπηρεσίας. Ποιοτικές και ποσοτικές μέθοδοι χρησιμοποιήθηκαν για αυτή τη διαδικασία. Δεδομένα από συνεντεύξεις με έξι διευθυντές επιχειρήσεων που ασχολούνται με την παροχή υπηρεσιών, καθώς και από 500 κορυφαίες επιχειρήσεις παροχής υπηρεσιών και 100 κορυφαίες

χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις στην Ταιβάν, συντέλεσαν στην έρευνα αυτή. Τα αποτελέσματα απέδειξαν πως και οι τρεις παράμετροι έχουν θετική επίδραση στην διαδικασία σχεδιασμού νέων υπηρεσιών.

Οι Lee et al. (2012) εστίασαν στην ανάλυση βιωσιμότητας κατά το στάδιο της ανάπτυξης του περιεχομένου μιας νέας υπηρεσίας, με την χρήση μιας ομάδας αναλυτικής ιεραρχικής διαδικασίας (AHP). Υποστήριξαν την χρήση AHP και τη δύναμη των Rough Set Theory (RST) με στόχο την ανάπτυξη τεσσάρων διαδοχικών σταδίων: την ανάπτυξη του AHP μοντέλου, τη σύγκριση σε ζεύγη και αξιολόγηση των ιδιωτών, την εκμαίευση της κρίσης της ομάδας και την περιοδικότητα των NSCs. Λαμβάνοντας υπόψη την δυνατότητα των RST να διαχειρίζονται την υποκειμενικότητα και το πλεονέκτημα της AHP, υπολογίστηκε η βιωσιμότητα των NSCs σε όρους στρατηγικής, χρηματοδότησης, τεχνολογίας και εφαρμοστικότητας, εξετάζοντας την υποκειμενικότητα που συνεπάγεται η ανάπτυξη του περιεχομένου της (concept development).

Οι Kim and Yoon (2013) παρουσίασαν μια νέα προσέγγιση για μια γενιά νέων υπηρεσιών, η οποία βασίζεται στην προσομοίωση πρακτόρων (ABS). Το μοντέλο αποτελείται από τον πελάτη-πράκτορα, από τον πάροχο της υπηρεσίας και από τον ανταγωνιστή πράκτορα. Αυτό το μοντέλο έχει την ικανότητα να προβλέπει την σπουδαιότητα του παράγοντα της υπηρεσίας στην νέα υπηρεσία για τις μελλοντικές ανάγκες των πελατών. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το ABS μπορεί να υπερνικήσει τα μειονεκτήματα των παρόντων εργαλείων σχεδίασης νέων ιδεών τα οποία δεν μπορούν να αναπαραστήσουν τις μη γραμμικές διακυμάνσεις και τις μελλοντικές τάσεις, όσο αφορά τα στοιχεία της υπηρεσίας και την συμπεριφορά των πελατών σε πραγματικό χρόνο. Η προτεινομένη μεθοδολογία εφαρμόστηκε στον τομέα της υγείας, όπου παρουσιάστηκε η βιωσιμότητα και η χρησιμότητα της. Επιπρόσθετα, παρατηρήθηκε πως τα αποτελέσματα του ABS σχεδόν ταυτίζονται με την πραγματικότητα.

Οι Lin & Hsieh (2013) με την χρήση της Activity Theory εκτίμησαν τις παραμέτρους που συμβάλλουν στην ανάπτυξη ενός καινοτόμου συστήματος για πολυσύνθετες υπηρεσίες, ενώ παράλληλα μοντελοποίησαν τη συνύπαρξη των φορέων σε έργα παροχής υπηρεσιών τηλευγείας. Σημαντικές αντιφάσεις που επηρεάζουν τη βιωσιμότητα μίας νεοεισερχόμενης υπηρεσίας παρατέθηκαν. Επιπρόσθετα, οι συγγραφείς έδωσαν ιδιαίτερη έμφαση στην σημαντικότητα του προσδιορισμού των αναγκών του χρήστη της εκάστοτε υπηρεσίας, τη συμμετοχή των αναδυόμενων τεχνολογιών και τη συνεργασία μεταξύ φορέων από διάφορους κλάδους.

Οι Homburg & Kuehnl (2014) αναφέρθηκαν στην αλληλεπίδραση μεταξύ εσωτερικών και εξωτερικών παραγόντων που συμβάλουν στην καινοτόμο επιτυχία των νέων προϊόντων και υπηρεσιών. Υποστήριξαν πως υπάρχει πιθανότητα ύπαρξης μη γραμμικής σχέσης στο σχήμα ενός ανεστραμμένου U, μεταξύ της επιτυχίας της καινοτομίας και του προβαδίσματος. Τα αποτελέσματα απέδειξαν πως η διαφορά υπάρχει στη σχέση μεταξύ της δυσλειτουργικής ενσωμάτωσης, της ενσωμάτωσης του

πελάτη και της εσωτερικής συνεργασίας για την επιτυχία της καινοτομίας σε ένα νέο προϊόν έναντι μιας νέα υπηρεσίας.

Οι Mazzola et al. (2015) σχολίασαν την καινοτομία της εφοδιαστικής αλυσίδας μιας εταιρίας, θεωρώντας ως εμπόρευμα την έρευνα και ανάπτυξη (R&D), το οποίο είναι χρηματιστηριακά διαπραγματεύσιμο. Παρουσίασαν τη σχέση μεταξύ της δραστηριότητας αγοράς και πώλησης εμπορευμάτων έρευνας και ανάπτυξης (R&D) και την προδιάθεση της εταιρίας να αναπτύσσει νέα προϊόντα. Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι η σχέση ενσωμάτωσης επηρεάζει το αποτέλεσμα της αγοραπωλησίας εμπορευμάτων έρευνας και ανάπτυξης (R&D) στην ανάπτυξη νέων προϊόντων.

Η έννοια του συστήματος προϊόν-υπηρεσία (PSS) επιτρέπει στις εταιρίες να προσφέρουν προϊόντα εστιασμένα στον πελάτη, ταιριάζοντας την έννοια της υπηρεσίας με την έννοια του κλασικού προϊόντος. Το αποτέλεσμα αυτού είναι μια νέα πρόκληση για το στάδιο της ανάπτυξης. Οι Moser et al. (2015) αναφέρθηκαν σε μία γενική PSS διαδικασία. Η διαδικασία ανάπτυξης προϊόντος και υπηρεσίας αναλύθηκε και συνδυάστηκε σε μία PSS διαδικασία. Η ανάπτυξη αυτής της διαδικασίας δημιουργεί νέες προκλήσεις, όπου μερικές από αυτές περιλαμβάνονται σε συγκεκριμένες φάσεις της ανάπτυξης, ενώ άλλες εμφανίζονται σε ολόκληρο τον βίο της δημιουργίας του PSS.

Οι Yang et al. (2015) υποστήριξαν πως στην ανάπτυξη νέων υπηρεσιών (NSD) σημαντικό ρόλο παίζει η απόδοση των υπαλλήλων που έρχονται σε επαφή με τον καταναλωτή, ενώ ιδιαίτερης σημασίας θεωρείται η λειτουργική βελτίωση της ανταγωνιστικότητάς τους (OIC). Στη συνέχεια της έρευνας εξετάστηκε το ενδεχόμενο η σχέση μεταξύ της απόδοσης των εργαζομένων πρώτης γραμμής, της δημιουργικότητάς τους και της απόδοσης νέων υπηρεσιών να εξαρτάται από έξι σχετικά συγκριτικούς παράγοντες (τρεις σχετικούς με τους εργαζομένους και τρεις σχετικούς με τις υπηρεσίες). Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν ανάλυση ιεραρχικής παλινδρόμησης. Τα αποτελέσματα βασίζονται σε τέσσερις υποθέσεις. Η πρώτη δηλώνει πως η OIC ενισχύει την απόδοση των εργαζομένων πρώτης γραμμής, η δεύτερη πως η δημιουργικότητά τους ενισχύει την αποτελεσματική ανάπτυξη νέων υπηρεσιών (NSD), ενώ η τρίτη και η τέταρτη αφορούν την επίδραση των παραγόντων αναφορικά με την ομάδα, σε σχέση με την OIC, την δημιουργικότητα των εργαζομένων και την NSD.

Οι Zhang et al. (2015) παρουσίασαν μία non-additive πολυκριτήρια μέθοδο που βασίζεται στο  $\lambda_k$  ασαφή μέτρηση και στην Choquet integral, η οποία μπορεί να εφαρμοστεί στην αξιολόγηση και την βελτίωση της απόδοσης των υπηρεσιών των αεροπορικών υπηρεσιών. Συλλέχθηκαν δεδομένα σε βάθος δεκαετίας και εφαρμόστηκαν έτσι ώστε να εκτιμηθεί η αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου μοντέλου. Οι συγγραφείς κατέληξαν στο συμπέρασμα πως αυτή η μέθοδος είναι μία κατάλληλη πολυκριτήρια μέθοδος και ενδείκνυται για την εκτίμηση της απόδοσης των αερογραμμών.

Ένας νέος τρόπος εύρεσης της κατάλληλης μεθόδου για την επίλυση ενός Product Service System (PSS) προβλήματος προτάθηκε από τους Tran & Park (2015). Με τη χρήση οκτώ ομάδων (ολιστική προσέγγιση, πρακτική προσέγγιση, συνδημιουργική προσέγγιση, συστημική προσέγγιση, προσέγγιση κύκλου ζωής, προσέγγιση αξιολόγησης, προσέγγιση με τη χρήση υπολογιστών και προσέγγιση με αποδείξεις) και είκοσι εννέα κριτηρίων, οι συγγραφείς βοηθούν τους σχεδιαστές ή τους συμμετέχοντες που ενδιαφέρονται για ένα τέτοιο σκοπό. Στη συνέχεια παρουσιάστηκε μία εφαρμογή της μεθοδολογίας όπου η εταιρία χρησιμοποιεί τις οκτώ ομάδες κριτηρίων και παρουσιάζεται ποια μέθοδος είναι κατάλληλη για αυτή με βάση την κατάταξη.

#### **IV. Ανάπτυξη νέων υπηρεσιών στο ξενοδοχειακό τομέα**

Οι Kitsios et al. (2008) χρησιμοποίησαν την πολυκριτήρια ανάλυση με σκοπό τον εντοπισμό των κριτηρίων που συνεισφέρουν στην πετυχημένη ανάπτυξη νέων υπηρεσιών. Με τη συλλογή ερωτηματολογίων από ξενοδοχειακές μονάδες της Ελλάδας και τη χρήση της μεθόδου UTADIS κατέληξαν στο συμπέρασμα πως η επιτυχία ενός νέου προϊόντος συνδέεται άμεσα με τις ενέργειες που πραγματοποιούνται κατά τη διαδικασία ανάπτυξης. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε η σύγκριση του μοντέλου με άλλες μεθόδους ταξινόμησης, όπως η linear discriminate analysis, η logistic regression, η k-neighbor algorithm, η support vector machine και η classification trees οι οποίες παρουσίασαν μεγαλύτερο σφάλμα σε σχέση με την UTADIS.

Η Konu (2015) εξέτασε την σημασία της κουλτούρας στην ανάπτυξη νέων υπηρεσιών και πιο συγκεκριμένα ποιες πληροφορίες απαιτούνται για αυτό. Με τη χρήση της ανάδρασης των συμμετεχόντων, τη διεξαγωγή ερευνών καθώς και τις ομαδικές συνεντεύξεις αποδείχτηκε πως μία τέτοιου είδους προσέγγιση παίζει σημαντικό ρόλο τόσο στην αξιολόγηση μιας νέας υπηρεσίας όσο και στην ανάπτυξη της ιδέας της υπηρεσίας, στη διαδικασία και στο σύστημα παροχής υπηρεσιών.

Οι Nilashi et al. (2015) παρουσίασαν μια νέα υβριδική μέθοδο η οποία προτείνει ξενοδοχεία στους πελάτες χρησιμοποιώντας την μέθοδο ανάλυσης σε κύριες συνιστώσες και την νεύρο-ασαφή τεχνική του ANFIS. Αναπτύχθηκε ένα πολυκριτήριο CF σύστημα σύστασης ξενοδοχείων, για να βελτιωθεί η προβλεπτική ακρίβεια, με την χρήση Γκαουσιανού μοντέλου με έναν αλγόριθμο Αναμενόμενης Μεγιστοποίησης (EM) και ένα Νεύρο-ασαφές προσαρμοστικό σύστημα συμπερασμού (ANFIS). Τα αποτελέσματα της έρευνάς τους επιβεβαίωσαν ότι το υβριδικό μοντέλο που προτείνουν έχει υψηλή ακρίβεια για συστάσεις ξενοδοχείων σε πελάτες.

#### **V. Εφαρμογή Νεύρο-Ασαφών συστημάτων σε άλλους τομείς**

Τα νεύρο-ασαφή συστήματα έχουν εφαρμοστεί σε διάφορους επιστημονικούς τομείς, παρέχοντας σε ερευνητές και ενδιαφερόμενους αποτελεσματικά μοντέλα, ικανά

να προβλέψουν και να συμβάλουν στην αποφυγή προβλημάτων υψηλής σημαντικότητας. Ενδεικτικά ακολουθούν κάποια από αυτά:

Οι Cabalar et al. (2011) έχουν προτείνει την εφαρμογή του ANFIS στη γεωτεχνική μηχανική. Ο Atsalakis (2016) ανέπτυξε ένα υβριδικό μοντέλο ANFIS με σκοπό την πρόβλεψη της τιμής των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα. Οι Atsalakis και Valavanis (2010) ανέπτυξαν ένα νεύρο-ασαφή ελεγκτή ο οποίος προβλέπει την μεταβολή της τιμής μίας μετοχής την επόμενη ημέρα στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης και της Αθήνας. Η ιδέα υλοποιήθηκε με τη χρήση τεχνικής ανάλυσης και ενός νεύρο-ασαφούς συστήματος. Οι Adelkhani et al (2013) ανέπτυξαν ένα μοντέλο ANFIS, το οποίο δέχεται χαρακτηριστικά του πορτοκαλιού και με τη χρήση εικόνων τα κατατάσσουν σε δύο ομάδες. Τέλος, οι Atsalakis et al (2011) παρουσίασαν ένα μοντέλο ANFIS, το οποίο έχει τη δυνατότητα να συνδυάζει τη θεωρία των κυμάτων Elliot και τα νεύρο-ασαφή συστήματα, αποσκοπώντας στην πρόβλεψη των τιμών των μετοχών στο χρηματιστήριο.

### 3. Μεθοδολογία

---

#### Ι. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

##### Ορισμός

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks), ή αλλιώς νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks) αποτελούνται από ένα μαθηματικό μοντέλο και αποσκοπούν στην επεξεργασία πληροφορίας που προσεγγίζει την υπολογιστική και αναπαραστατική δυνατότητα μέσω συνάψεων. Το μοντέλο είναι εμπνευσμένο από τα βιοηλεκτρικά δίκτυα που δημιουργούνται στον εγκέφαλο ανάμεσα στους νευρώνες (νευρικά κύτταρα) και στις συνάψεις (σημεία επαφής των νευρικών απολήξεων).

Τα δομικά στοιχεία του δικτύου αποτελούνται από νευρώνες. Σημειώνονται δύο κατηγορίες νευρώνων, οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες. Οι νευρώνες εισόδου δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα βάρη των συνάψεων και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτησης μεταφοράς.

Εάν  $x_{ki}$  είναι η  $i$ -οστή είσοδος του  $k$  νευρώνα,  $w_{ki}$ : το  $i$ -οστό συναπτικό βάρος του  $k$  νευρώνα και  $\phi(\cdot)$  η συνάρτηση μεταφοράς (ή "συνάρτηση ενεργοποίησης") του νευρωνικού δικτύου, τότε η έξοδος  $y_k$  του  $k$  νευρώνα δίνεται από την εξίσωση:

$$y_k = \phi\left(\sum_{i=0}^N x_{ki} w_{ki}\right)$$

Στον  $k$ -οστό νευρώνα υπάρχει ένα συναπτικό βάρος  $w_{k0}$  με ιδιαίτερη σημασία, το οποίο καλείται πόλωση ή κατώφλι (bias, threshold). Η τιμή της εισόδου του είναι πάντα η μονάδα,  $x_{k0} = 1$ . Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός. Η ιδέα πηγάζει από τα βιολογικά νευρικά κύτταρα.

##### Ιστορικά Στοιχεία

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα που έχουν τη δυνατότητα να επεξεργάζονται παράλληλα ένα μεγάλο όγκο δεδομένων και, όπως προαναφέρθηκε, αναπαριστούν μια νέα υπολογιστική τεχνική που βασίζεται στον τρόπο διαχείρισης πληροφοριών του ανθρώπινου εγκέφαλου.

Η εξέλιξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, από την αρχική ιδέα του νευροφυσιολόγου Heb (1949) για τη δομή και τη συμπεριφορά ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου έως το πιο πρόσφατο μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων, πέρασε πολλά στάδια. Ο πρώτος ακρογωνιαίος λίθος ήρθε από τους νευρολόγους McCulloch και Pitts (1943), οι οποίοι βασιζόμενοι στην κοινή λογική μοντελοποίησαν νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιώντας τους νευρώνες ως δυαδικές συσκευές με προσδιορισμένα κατώφλια που αλληλοσυνδέονται μέσω συνάψεων.

Η επόμενη μεγάλη ανάπτυξη πάνω στα νευρωνικά δίκτυα ήρθε το 1949 με την έκδοση του βιβλίου του Hebb με τίτλο “The Organization of Behavior”, στο οποίο έγινε για πρώτη φορά μια ιδιαίτερη δήλωση ενός φυσιολογικού κανόνα μάθησης για συνοπτικές τροποποιήσεις. Πιο συγκεκριμένα ο Hebb πρότεινε ότι η συνδετικότητα του εγκεφάλου συνεχώς αλλάζει καθώς ο οργανισμός μαθαίνει διάφορες εργασίες και ότι οι νευρωνικοί συγκεντρωτές δημιουργούνται από τέτοιες αλλαγές. Επίσης, πρότεινε το διάσημο αίτημα μάθησης σύμφωνα με το οποίο η αποτελεσματικότητα μιας σύναψης μεταβλητής ανάμεσα σε δύο νευρώνες αυξάνεται από την επαναλαμβανόμενη ενεργοποίηση του ενός νευρώνα από τον άλλο κατά μήκος της σύναψης. Το 1952 εκδόθηκε το βιβλίο του Ashby με τίτλο “Design for a brain: The Origin of Adaptive Behavior”, το οποίο ασχολήθηκε με την βασική έννοια ότι η προσαρμοζόμενη συμπεριφορά δεν είναι έμφυτη, αλλά μαθαίνεται. Το 1954 ο Minsky έγραψε τη διδακτορική του διατριβή με τίτλο “Theory of Neural-Analog Reinforcement Systems and Its Application to the Brain-Model Problem” και το 1961 ο ίδιος έγραψε μια εργασία με τίτλο “Steps Toward Artificial Intelligence”.

Επίσης, το 1954 η ιδέα των μη γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων προτάθηκε από τον Gabor (πρωτοπόρος της θεωρίας επικοινωνιών και εφευρέτης του ολογραφήματος), ο οποίος υλοποίησε μια τέτοια μηχανή, στην οποία η μάθηση επιτυγχανόταν με τροφοδότηση δειγμάτων στοχαστικών διαδικασιών στη μηχανή, μαζί με τη συνάρτηση-στόχο, την οποία ήταν αναμενόμενο να παράγει η μηχανή. Η αναφορά των Rochester, Holland, Habit και Duda (1956) είναι ίσως η πρώτη προσπάθεια για χρήση υπολογιστή που χρησιμοποιεί την εξομοίωση, για να ελεγχθεί μια καλά σχηματισμένη νευρωνική θεωρία βασισμένη στο αίτημα μάθησης του Hebb. Η εξομοίωση έδειξε ότι χρειαζόταν να προστεθεί παρεμπόδιση, ώστε η θεωρία να δουλέψει πραγματικά. Τον ίδιο χρόνο ο Uttley παρουσίασε την αποκαλούμενη “διαρρέουσα ολοκλήρωση” ή “νευρώνας φωτιάς” που αργότερα αναλύθηκε από τον Caianiello.

Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο αναπτύχθηκε το 1958 από τον Frank Rosenblatt και ονομαζόταν Perceptron. Λόγω της μικρής όμως επεξεργαστικής ισχύος που ήταν διαθέσιμη την εποχή εκείνη, το ενδιαφέρον για αυτά έμεινε μειωμένο μέχρι τη στιγμή που παρουσιάστηκε ο αλγόριθμος ανάστροφου σφάλματος στα μέσα της δεκαετίας του 1980. Ωστόσο, οι Widrow και Hoff (1960) πρότειναν τον αλγόριθμο ελάχιστου μέσου τετραγώνου (least mean-square-LMS) και τον χρησιμοποίησαν για να δημιουργήσουν μια αναλογική ηλεκτρονική συσκευή γνωστή ως ADALINE (Adaptive Linear Element) και αργότερα MADALINE (Multiple ADALINE) που μπορεί να μιμηθεί τους

νευρώνες. Κατά την διάρκεια της κλασσικής περιόδου του Perceptron (δεκαετία του '60), υπήρχε η πεποίθηση ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούσαν να κάνουν τα πάντα. Αυτή την άποψη ήρθε να αντικρούσει το βιβλίο των Minsky και Papert που με τη βοήθεια των μαθηματικών απέδειξε ότι υπάρχουν όρια πάνω στο τι μπορεί να υπολογιστεί από τα αισθητήρια.

Ένα σημαντικό πρόβλημα πάνω στη σχεδίαση ενός πολυεπίπεδου αισθητηρίου είναι το πρόβλημα της ανάθεσης εμπιστοσύνης (credit assignment problem), το οποίο βρήκε την λύση του μόλις την δεκαετία του 1980. Το 1969 οι Minsky και Papert, έφτιαξαν το πορτρέτο του perceptron με μεγάλη επιτυχία, όμως η προσέγγιση τους ότι τα νευρωνικά δίκτυα πολλών στρωμάτων έχουν παρόμοια περιορισμένη ικανότητα μάθησης με ένα απλό νευρωνικό δίκτυο, καταρρίφθηκε αργότερα από τους Rumelhart και McClelland (1986).

Κατά την δεκαετία του '70 λόγω των προβλημάτων εγκαταλείφτηκε το ενδιαφέρον πάνω στα νευρωνικά δίκτυα. Μια σημαντική ενέργεια την δεκαετία αυτή ήταν οι χάρτες αυτοοργάνωσης με ανταγωνιστική μάθηση. Το 1980 έγιναν πολλές εργασίες πάνω στην θεωρία αλλά και στον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων. Ο Grossberg (1980) ανέπτυξε μια καινούργια αρχή αυτοοργάνωσης που συνδυάζει φιλτράρισμα από “κάτω προς τα πάνω” και αντίθετη αύξηση σε μικρή μνήμη με από “πάνω προς τα κάτω” ταίριασμα προτύπων και σταθεροποίηση του κώδικα μάθησης. Δεδομένης μιας τέτοιας ικανότητας, και αν το πρότυπο εισόδου ταιριάζει με την ανάδραση μάθησης, λαμβάνει χώρα μία δυναμική κατάσταση που καλείται Adaptive Resonance. Αυτό το φαινόμενο δίνει την βάση για μια νέα κατηγορία νευρωνικών δικτύων γνωστά σαν Adaptive Resonance Theory (ART).

Το 1982 ο Hopfield χρησιμοποίησε την ιδέα μιας συνάρτησης ενέργειας για να φτιάξει ένα νέο τρόπο κατανόησης του υπολογισμού που γίνεται από τα δίκτυα με συμμετρικές συνοπτικές συνδέσεις. Επιπλέον, καθιέρωσε τον ισομορφισμό ανάμεσα σε τέτοια περιοδικά δίκτυα και σε ένα Ising μοντέλο που χρησιμοποιείται στην στατιστική. Αυτή η αναλογία άνοιξε τον δρόμο για ένα κατακλυσμό θεωριών για τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η συγκεκριμένη τάξη νευρωνικών δικτύων με ανατροφοδότηση, έτυχε ιδιαίτερης προσοχής κατά τη δεκαετία του '80 και με το χρόνο έγιναν γνωστά σαν δίκτυα Hopfield. Το 1983 οι Cohen και Grossberg έδωσαν μια νέα αρχή για σχεδίαση μιας διευθυνσιοδοτούμενης μνήμης (content-addressable memory) που περιλαμβάνει την έκδοση συνεχούς χρόνου του δικτύου Hopfield σαν μια ιδιαίτερη περίπτωση. Μια ακόμα σημαντική ανάπτυξη το 1982 ήταν η έκδοση της εργασίας του Kohonen πάνω στους χάρτες αυτοοργάνωσης, χρησιμοποιώντας μιας ή δύο διαστάσεων δικτυωτές δομές. Το 1983 οι Kirkpatrick, Gallat και Vecchi περιέγραψαν μια νέα διαδικασία που λέγεται εξομοιωμένη ανόπτηση με σκοπό τη λύση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Η εξομοιωμένη ανόπτηση χρησιμοποιείται στην στατιστική θερμοδυναμική και βασίζεται σε μια απλή τεχνική. Την ίδια χρονιά εκδόθηκε μια εργασία από τους Burto, Sutton και Anderson πάνω στην ενισχυμένη μάθηση, η οποία δημιούργησε μεγάλο ενδιαφέρον πάνω στην ενισχυμένη μάθηση και την εφαρμογή της. Το 1984 ο Braitenberg εξέδωσε ένα βιβλίο με τίτλο

“Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology”, το οποίο περιγράφει διάφορες μηχανές με απλή εσωτερική αρχιτεκτονική, και το οποίο ενσωματώνει μερικές σημαντικές αρχές της αυτοοργανούμενης απόδοσης. Το 1986 η ανάπτυξη του αλγορίθμου για πίσω διάδοση (back-propagation algorithm) παρουσιάστηκε για πρώτη φορά από τον Rumelhart. Αυτός ο αλγόριθμος έγινε πολύ δημοφιλής και έδωσε νέα ώθηση στις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

Το 1988 ο Linsker περιέγραψε μια νέα αρχή για την αυτοοργάνωση σε ένα δίκτυο αισθητηρίων (perceptrons). Η αρχή αυτή σχεδιάστηκε ώστε να διατηρεί μέγιστη πληροφορία σχετικά με τα πρότυπα ενεργειών, που υπόκεινται σε περιορισμούς, όπως συνοπτικές συνδέσεις και δυναμικές περιοχές σύναψης. Ο Linsker χρησιμοποίησε αφηρημένες έννοιες πάνω στη θεωρία πληροφοριών, ώστε να σχηματίσει τη αρχή της διατήρησης μέγιστης πληροφορίας. Επίσης το 1988 οι Broomhead και Lowe περιέγραψαν μία διαδικασία για το σχεδιασμό “προς τα εμπρός τροφοδότησης” (feedforward) δικτύων χρησιμοποιώντας συναρτήσεις ακτινικής βάσης (Radial Basis Functions - RBF), που είναι μια παραλλαγή των πολυεπίπεδων αισθητηρίων. Το 1989 εκδόθηκε το βιβλίο του Mead με τίτλο “VLSI and Neural Systems”. Αυτό το βιβλίο δίνει μια ασυνήθιστη μείξη περιεχομένων από την νευροβιολογία και την τεχνολογία VLSI.

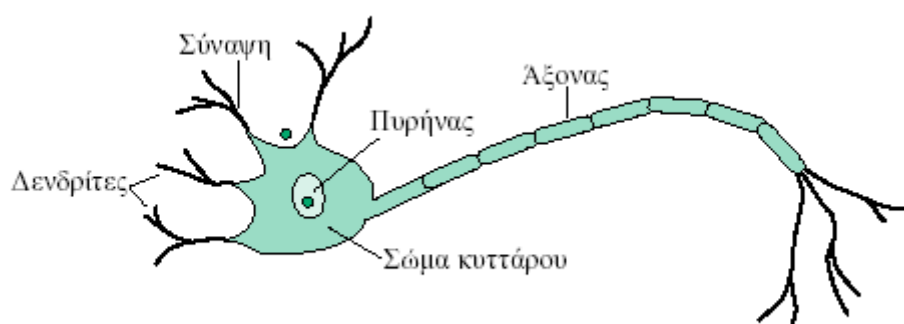
Ίσως περισσότερο από κάθε άλλη έκδοση, η εργασία του Hopfield (1982) και το δίτομο βιβλίο των Rumelhart και McClelland (1986), να ήταν οι πιο σημαίνουσες εκδόσεις υπεύθυνες για την αναζωπύρωση του ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα στην δεκαετία του ‘80. Οι Rumelhart και McClelland έδειξαν στην πραγματικότητα ότι τα νευρωνικά δίκτυα πολλών στρωμάτων έχουν απίστευτες δυνατότητες και είναι ικανά να εκπαιδεύονται σε πολύ πιο σύνθετα συστήματα μέσω του αλγορίθμου ανάστροφου σφάλματος. Μέχρι σήμερα, τα πιο ενδελεχώς μελετημένα και περισσότερο διαδεδομένα, είναι τα νευρωνικά δίκτυα πολλών στρωμάτων (Multilayer Perceptrons, MLPs). Τα MLPs είναι νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης που αποτελούνται από ένα στρώμα εισόδου (Input Layer), ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα (Hidden Layers) και ένα στρώμα εξόδου (Output Layer). Κάθε στρώμα αποτελείται από νευρώνες και καθένας από αυτούς συνδέεται με τους νευρώνες στο γειτονικό στρώμα με διαφορετικά βάρη (Haykin 1994).

### **Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα**

Λαμβάνοντας υπόψη τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και με δεδομένο ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να μοιάσουν σε αυτό, τα ΝΔ διαθέτουν παρόμοιες ιδιότητες, όπως την ικανότητα να μαθαίνουν από εμπειρίες, να γενικεύουν την υπάρχουσα γνώση και να εκτελούν λογικές αφαιρέσεις. Ο νευρώνας είναι το θεμελιακό δομικό στοιχείο του ανθρώπινου νευρικού συστήματος. Οι νευρώνες είναι ζώντα κύτταρα. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει περίπου  $1.5 \cdot 10^{10}$

νευρώνες διαφόρων μορφών. Κάθε νευρώνας λαμβάνει σήματα μέσω περίπου  $10^4$  συνάψεων.

Όλα οι νευρώνες ανεξάρτητα από το είδος τους, το σχήμα και το μέγεθος τους, αποτελούνται από τα ίδια βασικά μέρη τα οποία είναι το κυτταρικό σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονά τους. Το κυτταρικό σώμα είναι το κεντρικό μέρος του νευρώνα και το σχήμα τους μπορεί να είναι στρογγύλο, τριγωνικό, σταγονοειδές μντερό στα δύο άκρα κλπ ανάλογα με το είδος του νευρώνα: οπτικό, αφής, μυϊκό κοκ. Τα παραπάνω φαίνονται στο σχήμα του ακολουθεί.



Σχήμα 3.1: Νευρώνας

Η σημαντικότερη προσπάθεια μοντελοποίησης του βιολογικού κυττάρου έγινε από τους Mc Culloch και Pitts. Το μοντέλο τους δεν είναι ένα πλήρες μοντέλο του νευρωνικού κυττάρου, αλλά μία απλή παρουσίαση δύο καταστάσεων της λογικής διαδικασίας που λαμβάνει χώρα σε αυτό. Οι εισοδοι διαιρούνται σε δύο κατηγορίες: στις εισόδους που διεγείρουν το κύτταρο και στις απαγορευτικές εισόδους. Οι εισοδοι διέγερσης τείνουν να διεγείρουν το κύτταρο ενώ οι απαγορευτικές να απαγορεύσουν την διέγερση του κυττάρου

### Από τα Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα στα Τεχνητά

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) μοιάζει με το βιολογικό στα εξής:

- Η γνώση αποκτάται από το δίκτυο μέσα από διαδικασία μάθησης.
- Οι δυνάμεις σύνδεσης των νευρώνων, γνωστές σαν συναπτικά (synaptic) βάρη, χρησιμοποιούνται για την αποθήκευση γνώσης.

Η διαδικασία για την εκμάθηση ονομάζεται “αλγόριθμος μάθησης”. Ο καθορισμός του τρόπου μεταβολής των συναπτικών (synaptic) βαρών, αποτελεί την παραδοσιακή μέθοδο για τον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων. Τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί μεγάλο ενδιαφέρον σχετικά με την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στις βιομηχανίες. Κύριο πλεονέκτημά τους αποτελεί το γεγονός ότι δεν απαιτείται περίπλοκη μαθηματική σχηματοποίηση ή ποσοτική συσχέτιση μεταξύ των εισόδων και εξόδων ενός συστήματος. Επίσης, δεν είναι απαραίτητα τα δεδομένα πολλών ετών. Έτσι, η ικανοποιητική απόδοση της τεχνητής νοημοσύνης έχει οδηγήσει σε επιτυχείς εφαρμογές σχετικά με την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη του ηλεκτρικού φορτίου. Πιο δημοφιλή όλων, είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network, ANN).

Τα νευρωνικά δίκτυα αναφέρονται σε μία κατηγορία μοντέλων τα οποία είναι εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρικά συστήματα. Τα μοντέλα αποτελούνται από πολλά προγραμματιζόμενα στοιχεία που συνήθως ονομάζονται νευρώνες και λειτουργούν παράλληλα. Τα στοιχεία συνδέονται με συνδετικά βάρη, κάτι το οποίο τους επιτρέπει να προσαρμόζονται μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ερμηνευθούν ως προσαρμόσιμες μηχανές που μπορούν να αποθηκεύουν γνώση μέσω της διαδικασίας εκμάθησης. Η έρευνα πάνω στο πεδίο αυτό έχει μια ιστορία αρκετών δεκαετιών, αλλά, μετά από μία μείωση του ενδιαφέροντος στη δεκαετία του 1970, μαζική ανάπτυξη ξεκίνησε στις αρχές του 1980. Το κυρίαρχο τους πλεονέκτημα σε σχέση με τα στατιστικά μοντέλα έχει να κάνει με το γεγονός ότι μοντελοποιούν ένα πολυδιάστατο πρόβλημα χωρίς να απαιτούν περίπλοκες υποθέσεις ανάμεσα στις μεταβλητές εισόδου.

Υπάρχουν πολλών τύπων μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Το κοινό χαρακτηριστικό σε αυτά είναι η σχέση με τη γενικότερη ιδέα των βιολογικών συστημάτων. Δηλαδή, είναι ένα σύστημα επεξεργασίας δεδομένων που προσομοιώνουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Πρακτικά, τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από ένα σύνολο στοιχειωδών μονάδων επεξεργασίας που ονομάζονται νευρώνες. Ένας νευρώνας μπορεί να δέχεται  $n$  εισόδους ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) και να παράγει μια έξοδο  $y$ . Κάθε νευρώνας χαρακτηρίζεται από μια πόλωση  $b$ , η οποία μπορεί να είναι μη μηδενική ή μηδενική. Σε καθεμιά από τις  $n$  εισόδους  $x_1, x_2, \dots, x_n$  αντιστοιχεί ένα βάρος  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , αντίστοιχα. Η συνολική είσοδος  $z$  του νευρώνα υπολογίζεται ως εξής:

$$z = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n + b$$

Ενώ, η έξοδος  $y$  του νευρώνα υπολογίζεται ως εξής:

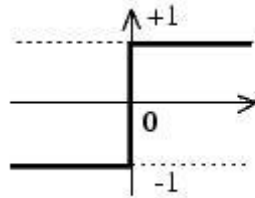
$$y = f(z) = f(w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n + b)$$

## Συναρτήσεις μεταφοράς

Η συνάρτηση μεταφοράς μπορεί να είναι *βηματική* (step transfer function), *γραμμική* (linear transfer function), *μη γραμμική* (non-linear transfer function) ή *στοχαστική* (stochastic transfer function).

Η *βηματική* συνάρτηση μεταφοράς μπορεί να είναι:

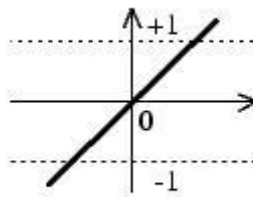
$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$



ή οποιαδήποτε άλλη βηματική συνάρτηση.

Η *γραμμική* συνάρτηση μεταφοράς μπορεί να είναι:

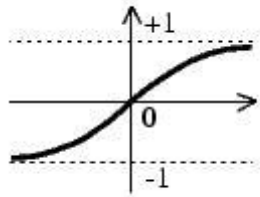
$$\phi(x) = x$$



ή οποιαδήποτε άλλη γραμμική συνάρτηση.

Η *μη γραμμική* συνάρτηση μεταφοράς που χρησιμοποιείται συνήθως στα νευρωνικά δίκτυα καλείται *σιγμοειδής συνάρτηση*:

$$\phi(x) = \frac{1}{1 + e^x}$$



### Χρήση Νευρωνικών Δικτύων και Εφαρμογές.

Τα νευρωνικά δίκτυα, από το αρχικό στάδιο της πρακτικής τους χρήσης, έχουν αποδειχθεί πολύτιμο εργαλείο για την ανάλυση σημάτων, εξαγωγή χαρακτηριστικών, ταξινόμηση δεδομένων, αναγνώριση σχεδίων κτλ. Εξαιτίας της ικανότητας τους να εκπαιδεύονται και να μπορούν να κάνουν γενικεύσεις από δεδομένα που προκύπτουν μέσω παρατήρησης, τα δίκτυα αυτά έχουν εξαπλωθεί και βρίσκουν μεγάλη ανταπόκριση από μηχανικούς και ερευνητές σαν εργαλείο επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων. Και αυτό κυρίως διότι τα νευρωνικά δίκτυα μειώνουν σε τεράστιο βαθμό τον υπολογιστικό φόρτο για την επίλυση προβλημάτων, και λόγω του χαρακτηριστικού τους να δουλεύουν παράλληλα, επιταχύνουν τη διαδικασία επίλυσης. Αυτός ο λόγος ήταν αρκετός για να ξεφύγει αυτή η τεχνολογία δικτύων από τα εργαστήρια ερευνών και να διεισδύσουν στη βιομηχανία, επιχειρήσεις κτλ. Για παράδειγμα, η προσέγγιση μέσω μεθοδολογιών νευρωνικών δικτύων έχει λύσει ουσιαστικά προβλήματα στην ανάλυση χρονοσειρών και πρόβλεψης χρησιμοποιώντας δεδομένα καταγεγραμμένα από παρατήρηση.

Γενικότερα, η πρακτική χρήση των νευρωνικών δικτύων, υφίσταται λόγω των ακόλουθων χαρακτηριστικών:

- i. Μη γραμμική συσχέτιση ανάμεσα σε ένα υποσύνολο της παρελθούσης δεδομένης χρονοσειράς και της μελλοντικής προς πρόβλεψη χρονοσειράς.
- ii. Η ικανότητα να αιχμαλωτίζει ουσιώδεις λειτουργικές σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα, οι οποίες είναι ιδιαίτερα χρήσιμες όταν αυτές οι σχέσεις δεν είναι γνωστές εκ των προτέρων ή είναι πολύ δύσκολο να περιγραφούν μαθηματικά ή όταν τα δεδομένα περιέχουν θόρυβο.
- iii. Η ικανότητα παγκόσμιας κανονικοποίησης συναρτήσεων που επιτρέπει τη μοντελοποίηση αυθαίρετων συνεχών μη γραμμικών συναρτήσεων σε οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας.
- iv. Η δυνατότητα εκπαίδευσης και γενίκευσης από παραδείγματα που χρησιμοποιούν προσέγγιση από αυτοπροσδιοριζόμενα δεδομένα.
- v. Ο Σχεδιασμός Εισόδου-Εξόδου: Ένα συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης που καλείται επιβλεπόμενη μάθηση, εμπλέκει μεταβολή των synaptic βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και την επιθυμητή

απόκριση. Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα, μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, όπου πλέον δεν γίνονται αλλαγές στα βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει από τα παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου για το πρόβλημα στο χέρι.

- vi. Η Προσαρμοστικότητα των Νευρωνικών Δικτύων που έχουν τη δυνατότητα να διαμορφώνουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι' αυτό θα πρέπει να είναι επαρκές δίλημμα σταθερότητας-πλαστικότητας.
- vii. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που λαμβάνει. Αυτό βελτιώνει την απόδοση του συστήματος και ονομάζεται Αποδεικτική Απόκριση.
- viii. Συναφής Πληροφορία: Η γνώση αναπαριστάται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου.
- ix. Ένα νευρωνικό δίκτυο, υλοποιημένο σε υλικό (hardware) έχει τη σημαντική ιδιότητα να είναι “ανεκτικό σε σφάλματα”, με την έννοια ότι η απόδοσή του δεν μειώνεται κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες.
- x. Η συμπαγής παράλληλη φύση του Νευρωνικού Δικτύου, κάνει δυνατή την υλοποίηση του σε VLSI (Very-large-scale integration) τεχνολογία, έτσι ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.
- xi. Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού. Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων. Αυτό το χαρακτηριστικό υποδηλώνεται με διαφορετικούς τρόπους: Οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η ιδιότητα κάνει δυνατό το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων. Ρυθμιστικά (αναδρομικά) δίκτυα μπορούν να κατασκευαστούν μέσω μιας αμιγούς ολοκλήρωσης από modules.
- xii. Ο σχεδιασμός νευρωνικών δικτύων γίνεται σε αναλογία με τον εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα νευρωνικά δίκτυα σαν αντικείμενο έρευνας για την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Ομοίως, οι μηχανικοί βλέπουν στη νευροβιολογία νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.

Η ευρεία εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων σε μία ποικιλία προβλημάτων, σε πολλά διαφορετικά πεδία, τα κάνει πολύ ελκυστικά. Επίσης, οι πιο γρήγοροι υπολογιστές και αλγόριθμοι έχουν κάνει δυνατή την χρήση νευρωνικών δικτύων στην επίλυση πολύπλοκων βιομηχανικών προβλημάτων, τα οποία απαιτούσαν πάρα πολλούς υπολογισμούς. Από την πρώτη τους εφαρμογή σε προσαρμοζόμενους εξισωτές καναλιών το 1984 μέχρι σήμερα, έχουν εφαρμοστεί σε μεγάλη ποικιλία εφαρμογών όπως φαίνεται παρακάτω:

**Αεροπορία:** Υψηλής απόδοσης αυτόματοι πιλότοι αεροπλάνων, προσομοιωτές πτήσης, συστήματα αυτομάτου ελέγχου αεροπλάνων, συστήματα ανίχνευσης βλαβών.

**Αυτοκίνηση:** Αυτοκινούμενα συστήματα αυτόματης πλοήγησης.

**Τραπεζικές εφαρμογές:** Αναγνώστες επιταγών και άλλων παραστατικών, συστήματα

αξιολόγηση αιτήσεων δανειοδότησης .

**Άμυνα:** Πλοήγηση όπλων, ανίχνευση στόχων, νέα είδη αισθητήρων, σόναρ, ραντάρ, ψηφιακή επεξεργασία σημάτων, συμπίεση δεδομένων, εξαγωγή χαρακτηριστικών, αναγνώριση σήματος / εικόνας.

**Ηλεκτρονική:** Πρόβλεψη ακολουθίας κωδίκων, μορφοποίηση ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, έλεγχος διεργασιών, διάγνωση βλαβών ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, μηχανική όραση, σύνθεση φωνής.

**Οικονομία:** Οικονομική ανάλυση, πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος.

**Κοινωνική ασφάλιση:** Αξιολόγηση εφαρμοζόμενης πολιτικής, βελτιστοποίηση παραγωγής.

**Βιομηχανία:** Βιομηχανικός έλεγχος διεργασιών, ανάλυση και σχεδίαση προϊόντων, συστήματα ποιοτικού ελέγχου, διάγνωση βλαβών διεργασιών και μηχανών, ανάλυση σχεδιασμού χημικών προϊόντων, δυναμική μοντελοποίηση συστημάτων χημικών διεργασιών, σχεδιασμός και διοίκηση.

**Ιατρική:** Ανάλυση καρκινικών κυττάρων, ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και Ηλεκτροκαρδιογραφήματος, βελτιστοποίηση χρόνου νοσηλείας, μείωση νοσοκομειακού κόστους, βελτίωση ποιότητας νοσοκομείων.

**Γεωλογικές έρευνες:** Εντοπισμός πετρελαίου και φυσικού αερίου.

**Ρομποτική:** Έλεγχος τροχιάς και σύστημα όρασης ρομπότ.

**Επεξεργασία φωνής:** Αναγνώριση φωνής, συμπίεση φωνής, σύνθεση φωνής από κείμενο.

**Χρηματιστηριακές εφαρμογές:** Ανάλυση αγοράς, πρόβλεψη τιμών μετοχών.

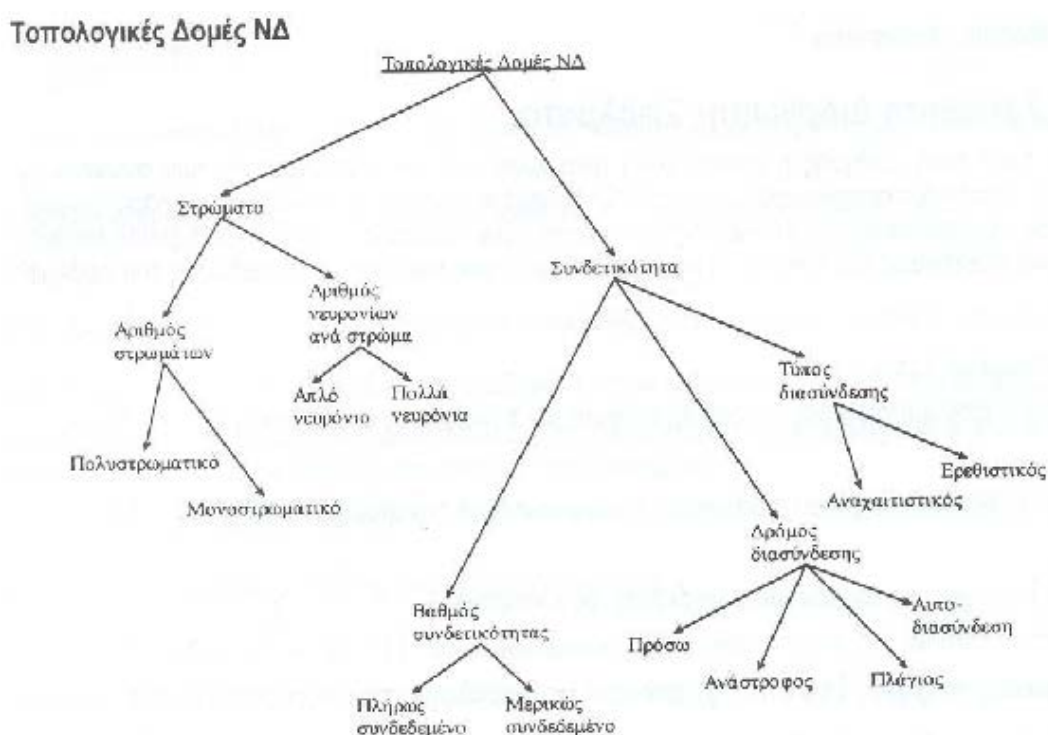
**Τηλεπικοινωνίες:** Συμπίεση εικόνας και δεδομένων, αυτοματοποιημένες υπηρεσίες πληροφοριών, μετάφραση πραγματικού χρόνου, συστήματα επεξεργασίας πληρωμών.

**Μεταφορές:** Συστήματα διάγνωσης βλαβών φρένων, χρονοπρογραμματισμός οχημάτων, συστήματα δρομολόγησης.

Από το παραπάνω πλήθος εφαρμογών, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι τα νευρωνικά δίκτυα έχουν αναπτυχθεί ταχύτατα. Για αυτό το λόγο έχουν επενδυθεί πολλά χρήματα τόσο για την ανάπτυξη λογισμικού όσο και για την ανάπτυξη υλικού.

## Αρχιτεκτονική Νευρωνικών Δικτύων

Η τοπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική με την οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δύο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου είναι το *πλήθος των στρωμάτων* και οι *συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες*. Πολύ σημαντική παράμετρος είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου. Παρακάτω δίνονται οι τοπολογικές δομές των νευρωνικών δικτύων (Σχήμα 3.2).



Σχήμα 3.2: Οι τοπολογικές δομές των νευρωνικών δικτύων

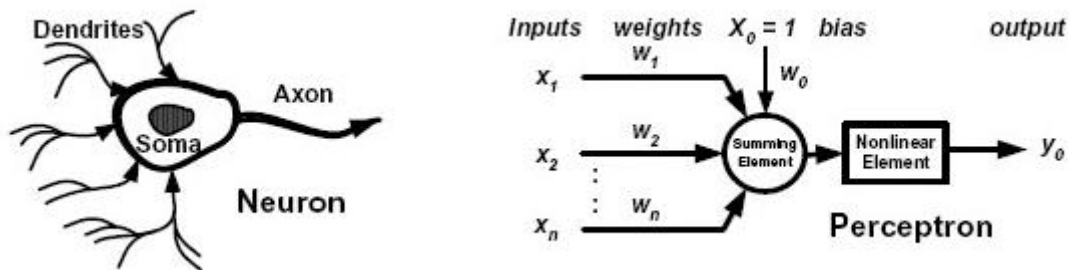
Το μοντέλο του βασικού στοιχείου ενός νευρωνικού δικτύου (βλ. νευρώνα), όπως χρησιμοποιείται ακόμα και σήμερα είχε ανακαλυφθεί αρχικά από τους Widrow και Hoff (1960). Αυτοί προσδιόρισαν το perceptron ως το προσαρμοστικό στοιχείο που φέρει ομοιότητες με το νευρώνα. Ένας νευρώνας, που είναι το θεμέλιο ενός νευρωνικού συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών, αποτελείται από (Σχήμα 3.3):

- ✓ το σώμα (cell body), που περιέχει ένα νουκλεόνιο
- ✓ τους δενδρίτες, που τροφοδοτούν με εξωτερικά σήματα το σώμα
- ✓ τους νευρίτες (axons), που μεταφέρουν το σήμα από το σώμα στα υπόλοιπα σώματα

Αυτή η διάταξη μπορεί να μεταφραστεί σε ανάλογους όρους υπολογιστικής τεχνολογίας, με τον εξής τρόπο:

- Το κομμάτι του πυρήνα του στοιχείου, που ονομάζεται perceptron, περιέχει ένα αθροιστικό στοιχείο  $\Sigma$  και ένα μη γραμμικό στοιχείο NL.
- Τα πολλαπλά σήματα εισόδου  $x_i$  συνδέονται μέσω βαρών που μπορούν να ρυθμιστούν και να επαναπροσδιοριστούν, με τον πυρήνα του στοιχείου.
- Το σήμα εξόδου (που πολλές φορές μπορεί να είναι παραπάνω από ένα)  $y_d$ .

Ένα επιπρόσθετο perceptron εισόδου  $w_0$ , που ονομάζεται πόλωση (bias) και είναι ουσιαστικά το κατώφλι. Η τιμή που παίρνει πάντα είναι μονάδα. Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός.



Σχήμα 3.3: Ο νευρώνας και τα συνθετικά του στοιχεία

Το σήμα εξόδου δίνεται από τη συνάρτηση:

$$y_0 = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right)$$

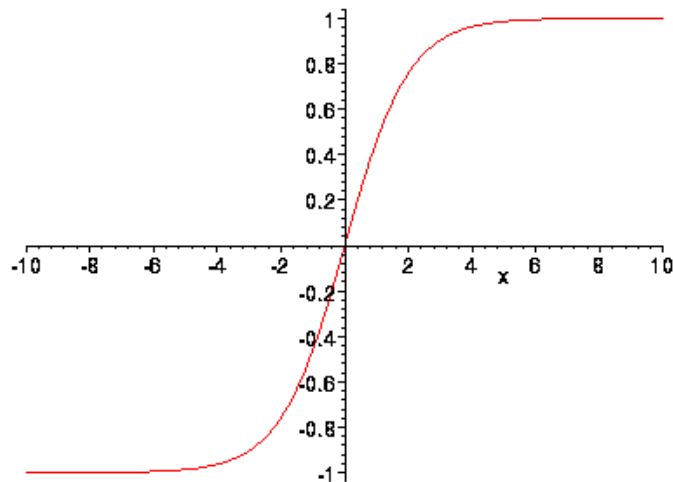
και το κατώφλι ακολουθεί την ανισότητα:

$$w^T x + w_0 \geq 0$$

που σημαίνει ότι το perceptron ενεργοποιείται και παράγει σήμα εξόδου όταν επαληθεύεται η παραπάνω σχέση.

Στη συνέχεια θα εστιάσουμε στη μη γραμμική συνάρτηση που θα έπρεπε να χρησιμοποιηθεί στον πυρήνα του perceptron, εφόσον πρόκειται για τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Η πρώτη απόπειρα του Block (1962) να επιλέξει τη δυαδική βηματική συνάρτηση για το σκοπό αυτό, αργότερα εγκαταλείφθηκε για να χρησιμοποιηθεί η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης (Σχήμα 3.4).

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$



Σχήμα 3.4: Σιγμοειδής συνάρτηση

Το perceptron ουσιαστικά εκπαιδεύεται μέσω μιας διαδικασίας εκπαίδευσης βασισμένη σε δεδομένα που έχουμε συλλέξει. Κατά τη διαδικασία της μάθησης, το perceptron αυξομειώνει τα βάρη διασύνδεσης ανάλογα με τα δεδομένα εισόδου του. Για τη ρύθμιση των βαρών αυτών, οι Widrow και Hoff (1960) πρότειναν τη χρήση του κανόνα Δέλτα (Delta rule) κατά τον οποίο προστίθεται στην προσωρινή τιμή του βάρους  $w(k)$  ο συμψηφιστικός όρος  $\eta \varepsilon(k)x(k)$ , ώστε να δημιουργηθεί η νέα τιμή

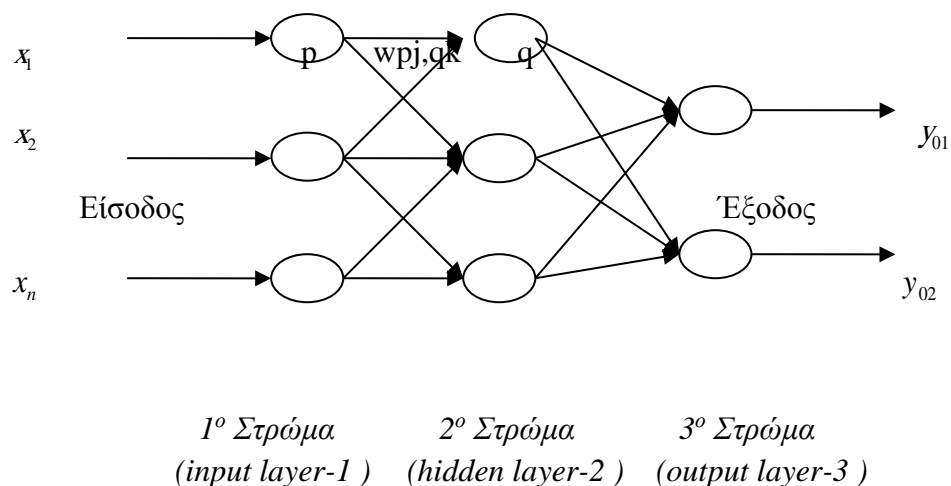
$$w(k+1) = w(k) + \eta \varepsilon(k)x(k)$$

όπου  $\eta$  είναι ένας αναλογικός όρος,  $\varepsilon(k)$  είναι το σφάλμα στο ρυθμιστικό βήμα  $k$  και  $x(k)$  η τιμή του σήματος εισόδου στο συγκεκριμένο βήμα  $k$ .

Αν και αρκετά απλή, αυτή η μέθοδος εκπαίδευσης έχει στην πλειονότητα των περιπτώσεων επιδείξει μεγάλη ακρίβεια, αποτελεσματικότητα και υψηλή ταχύτητα σύγκλισης. Πάραυτα, ένα μοναχό perceptron δεν μπορεί να εκπαιδευτεί τόσο ώστε να είναι ικανό να επιλύσει σύνθετα προβλήματα, διότι η ακτίνα υπολογιστικής δράσης του είναι περιορισμένη λόγω της απλότητας της δομής του. Στην πραγματικότητα, μπορεί να επιλύσει μόνο γραμμικά προβλήματα, με αποτέλεσμα να το καθιστά αναποτελεσματικό μηχανισμό γενικής επίλυσης. Την άποψη του Minsky ότι ακόμα και perceptrons πολλών επιπέδων δεν μπορούσαν να λειτουργήσουν ικανοποιητικά, ήρθε να καταρρίψει η κατασκευή πολυστρωματικών (multilayer perceptrons, MLPs). Τα MLPs αποτελούνται από το στρώμα εισόδου (input layer), το στρώμα εξόδου (output layer) και τα κρυφά στρώματα (hidden layers), δημιουργώντας μια δομή με

προχωρημένες ικανότητες διασύνδεσης. Στο σχήμα 3.4 που ακολουθεί, παρουσιάζεται ένα νευρωνικό δίκτυο με 3 νευρώνες στο στρώμα εισόδου, 3 νευρώνες στο κρυφό στρώμα, και 2 νευρώνες στο στρώμα εξόδου. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο συμβολίζεται ως δίκτυο αρχιτεκτονικής 3-3-2 (από τους αριθμούς των νευρώνων στο στρώμα εισόδου, το κρυφό στρώμα, και το στρώμα εξόδου αντίστοιχα).

Το νευρωνικό αυτό δίκτυο έχει  $3 \cdot 3 = 9$  συνδέσεις μεταξύ των 3 νευρώνων εισόδου και των 3 κρυφών νευρώνων, και  $3 \cdot 2 = 6$  συνδέσεις μεταξύ των 3 κρυφών νευρώνων και των 2 νευρώνων εξόδου. Συνολικά το δίκτυο έχει 15 συνδέσεις (links). Σε κάθε σύνδεση αντιστοιχεί και μια τιμή βάρους  $w_{pj,qk}$  που ενώνει το νευρώνα  $p$  του στρώματος  $j$  με το νευρώνα  $q$  του στρώματος  $k$ . Οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου του νευρωνικού αυτού δικτύου έχουν μηδενικές πολώσεις. Στους κρυφούς νευρώνες και στους νευρώνες εξόδου χρησιμοποιείται κάποια συνάρτηση ενεργοποίησης (μεταφοράς), για παράδειγμα η σιγμοειδής συνάρτηση.



Σχήμα 3.4: Το νευρωνικό δίκτυο και τα στρώματα που το αποτελούν

### Λειτουργία Νευρωνικών Δικτύων

Ένα νευρωνικό δίκτυο, έχει δύο βασικές λειτουργίες:

- ο Εκπαίδευση
- ο Πρόβλεψη

Το πρώτο στάδιο είναι η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Στο στάδιο αυτό δημιουργείται ένα σύνολο μάθησης (training set), δηλαδή ένα σύνολο από διανύσματα εισόδων και επιθυμητών εξόδων – αποτελεσμάτων. Τα διανύσματα αυτά ονομάζονται *πρότυπα εκπαίδευσης*. Χρησιμοποιώντας το σύνολο μάθησης και τον κατάλληλο αλγόριθμο, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται, υπολογίζει τα βάρη του (και τις

πολώσεις του, εφόσον υπάρχουν). Τελικός σκοπός της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης στο σύνολο μάθησης.

$$e = |\hat{y} - y|$$

Ένας απλοϊκός τρόπος υπολογισμού του σφάλματος φαίνεται στην παραπάνω εξίσωση. Όπου,  $e$  το σφάλμα εξόδου του νευρωνικού. Με  $y$  συμβολίζεται η προβλεπόμενη τιμή – *έξοδος*, από το νευρωνικό δίκτυο και  $y$  είναι η πραγματική – *επιθυμητή τιμή*, σύμφωνα με το σύνολο μάθησης.

Μετά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου ακολουθεί το στάδιο της πρόβλεψης. Στο στάδιο αυτό δημιουργείται ένα σύνολο ελέγχου (test set), δηλαδή ένα σύνολο από πρότυπα ελέγχου. Στο στάδιο αυτό δίνονται μόνο τα διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και αυτό υπολογίζει τα προβλεπόμενα διανύσματα εξόδου. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται, χρησιμοποιώντας τις τιμές των βαρών (και των πολώσεων, εφόσον υπάρχουν) που υπολογίστηκαν κατά το στάδιο της εκπαίδευσης. Το σφάλμα πρόβλεψης στο σύνολο ελέγχου προκύπτει από το σφάλμα των προβλεπόμενων εξόδων του νευρωνικού δικτύου ως προς τις επιθυμητές εξόδους για καθένα από τα πρότυπα ελέγχου.

Για τη βέλτιστη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, θα πρέπει κατά τα δύο στάδια της λειτουργίας του να ληφθούν υπόψη ορισμένοι βασικοί παράγοντες που το χαρακτηρίζουν.

- Η δομή και ο καθορισμός της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου. Εξετάζεται ο αριθμός των κρυφών στρώματων, ο αριθμός των νευρώνων ανά στρώμα, η συνάρτηση ενεργοποίησης, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου εκπαίδευσης, κτλ.
- Ο καθορισμός της κατάλληλης δομής των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου του νευρωνικού δικτύου, για παράδειγμα ο βέλτιστος αριθμός των προτύπων εκπαίδευσης.
- Η ικανότητα γενίκευσης του νευρωνικού δικτύου, η οποία διασφαλίζεται όταν το νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει μικρό σφάλμα πρόβλεψης τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο ελέγχου.

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι μια σχετικά χρονοβόρα επαναληπτική διαδικασία, ιδίως όταν τα πρότυπα εκπαίδευσης είναι πολλά και όταν επίσης είναι πολλοί οι νευρώνες των στρώματων εισόδου και εξόδου.

Ο αριθμός των νευρώνων του στρώματος εισόδου είναι ίσος με τον αριθμό των μεταβλητών εισόδου του προβλήματος πρόβλεψης. Παρόμοια, ο αριθμός των νευρώνων του στρώματος εξόδου είναι ίσος με τον αριθμό των μεταβλητών εξόδου του προβλήματος πρόβλεψης.

Ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού στρώματος, πρέπει να προσδιοριστεί με επαναληπτικές δοκιμές, καθώς δεν υπάρχει γενική μέθοδος προσδιορισμού του. Αν οι κρυφοί νευρώνες είναι υπερβολικά λίγοι, το νευρωνικό δίκτυο δε μπορεί να μάθει τις

πολύπλοκες σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων και ίσως αντιμετωπίσει πρόβλημα σύγκλισης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του. Αν ο αριθμός των κρυφών νευρώνων είναι υπερβολικά μεγάλος, η διαδικασία εκπαίδευσης θα διαρκέσει περισσότερο και ίσως επηρεάσει αρνητικά την ικανότητα γενίκευσης του νευρωνικού δικτύου.

Ο αριθμός των νευρώνων του κρυφού στρώματος μεταβάλλεται για διαφορετικές εφαρμογές και συνήθως εξαρτάται από το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης και τον αριθμό των νευρώνων του στρώματος εισόδου.

## Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Στόχος της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι να υπολογιστούν τα βάρη του (και οι πολώσεις του, εφόσον υπάρχουν) έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα πρόβλεψης στο σύνολο μάθησης. Υπάρχουν πολλές μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου. Παρόλα αυτά όμως, δεν υπάρχει τρόπος για να προσδιοριστεί εκ των προτέρων ποια μέθοδος εκπαίδευσης λειτουργεί καλύτερα σε μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Στη συνέχεια, αναπτύσσεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος, ο οποίος δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα για ένα μεγάλο πλήθος διαφορετικών προβλημάτων. Κατά την παρουσίαση του αλγόριθμου, γίνεται η θεώρηση ότι οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου δεν έχουν πολώσεις.

Ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης του σφάλματος είναι μια μέθοδος επαναληπτικής ρύθμισης των βαρών μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή ακρίβεια πρόβλεψης στο σύνολο μάθησης. Στηρίζεται σε μια μέθοδο βελτιστοποίησης που εφαρμόζεται σε μια συνάρτηση σφάλματος. Μια τυπική συνάρτηση σφάλματος είναι το άθροισμα τετραγώνων των σφαλμάτων, για  $N$  συνολικό πλήθος προτύπων εκπαίδευσης.

$$e = \sum_{i=1}^N (OUT_{forecast,i} - OUT_{actual,i})$$

όπου  $OUT_{forecast,i}$  και  $OUT_{actual,i}$  είναι η προβλεπόμενη έξοδος από το νευρωνικό δίκτυο και η επιθυμητή (πραγματική) έξοδος, αντίστοιχα, του  $i$ -οστού προτύπου εκπαίδευσης.

Το σύνολο των  $N$  προτύπων εκπαίδευσης αποτελεί το σύνολο εκπαίδευσης. Μπορεί να αναπτυχθεί ένας αναδρομικός αλγόριθμος ρύθμισης των βαρών, έτσι ώστε να ελαχιστοποιεί το σφάλμα, όπως ορίζεται από την προηγούμενη εξίσωση. Οι παρακάτω σχέσεις είναι οι αναδρομικές εξισώσεις εκπαίδευσης, και αποτελούν επίλυση του προβλήματος ελαχιστοποίησης με χρήση του γενικευμένου κανόνα δέλτα:

$$\Delta w_{pj,qk}(n+1) = lr \cdot \delta_{qk} \cdot OUT_{pj} + m \cdot \Delta w_{pj,qk}(n)$$

$$w_{pj,qk}(n+1) = w_{pj,qk}(n) + \Delta w_{pj,qk}(n+1)$$

Όπου:

$n$	ο αύξων αριθμός ανακύκλωσης της διαδικασίας εκπαίδευσης
$w_{pj,qk}(n)$	η τιμή του βάρους που συνδέει το νευρώνα p του στρώματος j με το νευρώνα q του στρώματος k κατά τη διάρκεια της ανακύκλωσης n
$\Delta w_{pj,qk}(n)$	η μεταβολή του βάρους $w_{pj,qk}(n)$ κατά τη διάρκεια της ανακύκλωσης n
$\delta_{qk}$	ο συντελεστής μεταβολής δ του νευρώνα q του στρώματος k
$OUT_{pj}$	η έξοδος του νευρώνα p του στρώματος j
$lr$	ο ρυθμός μάθησης
$m$	ο συντελεστής ορμής

Ο τρόπος υπολογισμού της τιμής του δ εξαρτάται από τη θέση του συγκεκριμένου βάρους στο δίκτυο, δηλαδή αν συνδέει νευρώνα του στρώματος εισόδου με κρυφό νευρώνα, ή κρυφό νευρώνα με νευρώνα εξόδου.

$$\delta_{qk} = OUT_{qk} \cdot (1 - OUT_{qk}) \cdot (OUT_{actual,qk} - OUT_{qk})$$

Στη προηγούμενη σχέση το στρώμα k είναι το στρώμα εξόδου και το  $OUT_{actual,qk}$  είναι η επιθυμητή (πραγματική) τιμή της εξόδου οποιουδήποτε νευρώνα q του στρώματος k. Οι τιμές  $OUT_{actual,qk}$  είναι γνωστές από το σύνολο εκπαίδευσης. Η υπολογιζόμενη έξοδος του δικτύου συγκρίνεται με την επιθυμητή και παράγεται ένα σήμα σφάλματος. Το σήμα του σφάλματος διαδίδεται προς τα πίσω μέσω του δικτύου για να ρυθμίσει τα βάρη, όπως φαίνεται από τις προηγούμενες εξισώσεις. Για τους νευρώνες που ανήκουν σε οποιοδήποτε άλλο στρώμα, εκτός από το στρώμα εξόδου, το σφάλμα δεν μπορεί να υπολογιστεί απευθείας επειδή δε δίνεται η επιθυμητή έξοδος για αυτούς τους 'εσωτερικούς' νευρώνες ως τμήμα του συνόλου εκπαίδευσης. Οι τιμές σφάλματος για όλους τους νευρώνες εκτός των νευρώνων εξόδου υπολογίζονται ως τα βεβαρυμένα αθροίσματα των σφαλμάτων του στρώματος εξόδου:

$$\delta_{pj} = OUT_{pj} \cdot (1 - OUT_{pj}) \cdot \sum_q \delta_{qk} w_{pj,qk}$$

Ο συντελεστής  $lr$  ονομάζεται ρυθμός μάθησης και ελέγχει τον ρυθμό με τον οποίο τα υπολογιζόμενα σφάλματα αλλάζουν τα βάρη του δικτύου. Ο ρυθμός μάθησης συνήθως επιλέγεται μεταξύ 0.01 και 1.0. Ο συντελεστής  $m$  ονομάζεται συντελεστής ορμής και επιτρέπει την αξιοποίηση της πληροφορίας από προηγούμενες τιμές σφάλματος, κατά τη διαδικασία ενημέρωσης των βαρών στη διάρκεια μιας ανακύκλωσης. Ο συντελεστής ορμής βοηθάει στην αποφυγή εγκλωβισμού σε τοπικό

ελάχιστο και επιλέγεται μεταξύ 0.01 και 1.0 (αλλά σχεδόν πάντοτε μικρότερος από τον ρυθμό μάθησης).

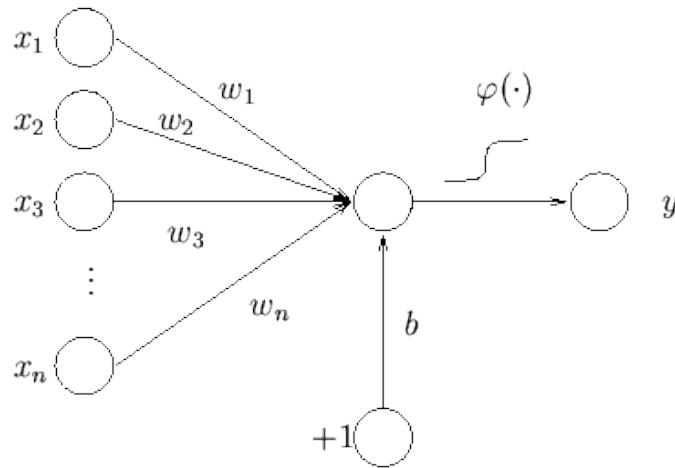
Η αναδρομική διαδικασία εκπαίδευσης (τίθεται  $n=n+1$ ) εκτελείται μέχρι ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων, είτε εναλλακτικά μέχρι να επιτευχθεί ικανοποιητική πρόβλεψη των τιμών εξόδου. Συνήθη κριτήρια τερματισμού του αλγόριθμου εκπαίδευσης περιλαμβάνουν επιτήρηση του αθροίσματος των τετραγώνων των σφαλμάτων, ή του μέγιστου σφάλματος, ή και των δύο, και η διαδικασία εκπαίδευσης σταματάει όταν η τιμή του σφάλματος είναι μικρότερη από μια ορισμένη τιμή (ανοχή). Η επιλογή της ανοχής εξαρτάται από το πρόβλημα και είναι δυνατόν να επιτευχθεί ή να μην επιτευχθεί. Δεν υπάρχει μαθηματική απόδειξη ότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος θα συγκλίνει για μια δοσμένη ανοχή. Η μόνη εγγύηση είναι ότι οι αλλαγές των βαρών του ρυθμού ορμής επιτρέπουν στο σφάλμα, όπως ορίστηκε προηγουμένως, να αυξηθεί προσωρινά αν η διαδικασία βελτιστοποίησης απομακρύνεται από ένα τοπικό ελάχιστο.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι δύο αλγόριθμοι εκπαίδευσης απλών Ν.Δ., ενός επιπέδου. Αυτά τα δίκτυα είναι κατάλληλα για την ταξινόμηση προτύπων, που είναι γραμμικά διαχωριζόμενα. Στη συνέχεια θα γίνει αναφορά σε δίκτυα πολλών επιπέδων που είναι γνωστά και σαν Perceptrons πολλών επιπέδων. Αυτά τα δίκτυα εκπαιδεύονται με τον αλγόριθμο Πίσω Διάδοσης του λάθους και είναι κατάλληλα για την ταξινόμηση προτύπων που δεν είναι γραμμικά διαχωριζόμενα. Αυτός είναι ο λόγος που αυτή η κατηγορία Τ.Ν.Δ. έχει χρησιμοποιηθεί για την επίλυση μιας μεγάλης ποικιλίας πρακτικών προβλημάτων.

## Ο Αλγόριθμος Μάθησης του Perceptron

Το Perceptron είναι η απλούστερη μορφή Νευρωνικού δικτύου, το οποίο χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση ενός ειδικού τύπου προτύπων, που είναι γραμμικά διαχωριζόμενα (δηλαδή πρότυπα που βρίσκονται στις αντίθετες πλευρές ενός υπερεπιπέδου, το οποίο ορίζει τις περιοχές απόφασης).

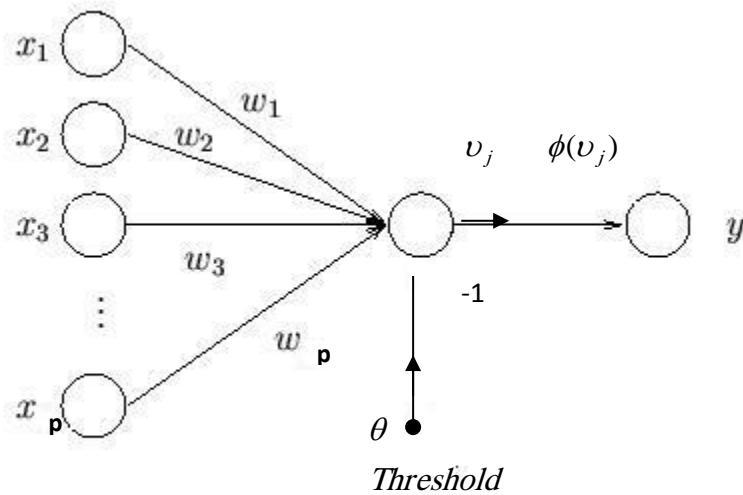
Ένα τέτοιο δίκτυο φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί με  $x_i$  έως  $x_n$  να είναι η είσοδος,  $y$  η έξοδος και  $b$  το κατώφλι (threshold).



Σχήμα 3.5: *Perceptron ενός επιπέδου*

Προκειμένου να εκπαιδευτεί ένα τέτοιο Ν.Δ., σαν αλγόριθμος εκπαίδευσης χρησιμοποιείται ο γνωστός κανόνας του Rosenblatt. Αυτός ο κανόνας εφαρμόζεται στο γνωστό μοντέλο Mc Culloch – Pitts, για το νευρώνα και αποτελείται από ένα γραμμικό συνδυαστή ακολουθούμενο από ένα στοιχείο κατωφλίου και η παραγόμενη έξοδος παίρνει με τιμές  $\pm 1$ .

Λαμβάνεται υπόψη το διάγραμμα ροής σήματος του Perceptron, που φαίνεται στο σχήμα 3.6.



Σχήμα 3.6: *Το διάγραμμα ροής σήματος του Perceptron*

Η έξοδος του γραμμικού συνδυαστή υπολογίζεται εύκολα και είναι:

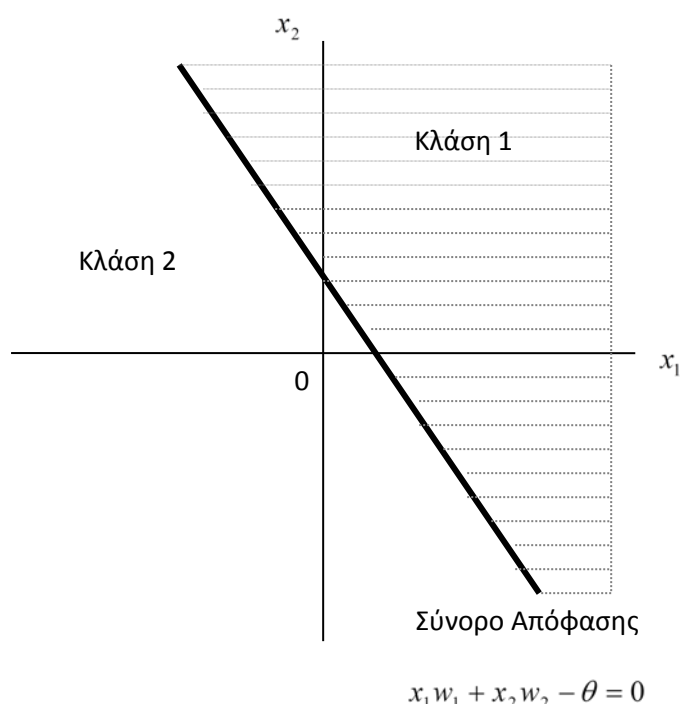
$$v = \sum_{i=1}^p w_i x_i - \theta$$

Σκοπός του Perceptron είναι να ταξινομήσει ένα σύνολο εισόδων (προτύπων)  $x_1, x_2 \dots x_n$  σε μία από τις κλάσεις  $I_1$  και  $I_2$ . Ο κανόνας απόφασης για την ταξινόμηση είναι ο εξής:

ανάθεσε το σημείο που αναπαριστούν  $x_1, x_2 \dots x_n$  στην κλάση  $I_1$ , αν  $y = +1$  και στην κλάση  $I_2$  αν  $y = -1$ . Οι περιοχές απόφασης διαχωρίζονται από το υπερεπίπεδο που ορίζεται από τη σχέση:

$$v = \sum_{i=1}^p w_i x_i - \theta = 0 \quad \Leftrightarrow \quad x_1 w_1 + x_2 w_2 - \theta = 0$$

Στο σχήμα 3.7. φαίνεται η γραμμική διαχωρισιμότητα για ένα δισδιάστατο πρόβλημα ταξινόμησης, με δύο κλάσεις.



Σχήμα 3.7: Το όριο και οι περιοχές απόφασης για ένα δισδιάστατο πρόβλημα ταξινόμησης δύο κλάσεων.

Από το παραπάνω σχήμα φαίνεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του κατωφλίου, το οποίο μετατοπίζει το όριο απόφασης από την αρχή των αξόνων. Τα συναπτικά βάρη του Perceptron, μπορούν να προσαρμοσθούν επαναληπτικά. Για την προσαρμογή του διανύσματος βαρών  $w$ , χρησιμοποιήθηκε ένας κανόνας διόρθωσης λάθους, που είναι γνωστός σαν κανόνας σύγκλισης του Perceptron. Οι μεταβλητές και οι παράμετροι που αποτελούν τον αλγόριθμο Σύγκλισης του Perceptron διαμορφώνονται ως εξής:

$\mathbf{x}(n) = (p + 1) \times 1$  input vector

$$[-1, x_1(n), x_2(n), \dots, x_p(n)]^T$$

$\mathbf{w}(n) = (p + 1) \times 1$  weight vector

$$[\theta(n), w_1(n), w_2(n), \dots, w_p(n)]^T$$

$\theta(n)$  = threshold (κατώφλι)

$\mathbf{y}(n)$  = actual response (πραγματική έξοδος)

$\mathbf{d}(n)$  = desired response (επιθυμητή έξοδος)

$\eta$  = learning - rate parameter, θετική σταθερά  $< 1$

### ***Βήμα 1: Αρχικοποίηση***

Θέσε  $\mathbf{w}(0) = 0$ . Κατόπιν κάνε τους υπολογισμούς για  $\eta = 1, 2, \dots$

### ***Βήμα 2: Ενεργοποίηση***

Στο χρόνο  $n$ , ενεργοποίησε το Perceptron εφαρμόζοντας το συνεχές διάνυσμα εισόδου  $\mathbf{x}(n)$  και το  $\mathbf{d}(n)$ .

### ***Βήμα 3: Υπολογισμός πραγματικής απόκρισης***

Υπολόγισε την πραγματική απόκριση του Perceptron:

$$y(n) = \text{sgn}[w^T(n) \mathbf{x}(n)]$$

### ***Βήμα 4: Προσαρμογή διανύσματος βαρών***

Προσάρμοσε τα βάρη του Perceptron:

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \eta [\mathbf{d}(n) - y(n)] \mathbf{x}(n) \text{ (E.C.L. rule)}$$

όπου:

$$\left\{ \begin{array}{l} +1, \text{ εάν } x(n) \text{ ανήκει στην κλάση } I_1 \\ -1, \text{ εάν } x(n) \text{ ανήκει στην κλάση } I_2 \end{array} \right.$$

**Βήμα 5: Αύξησε το χρόνο η κατά μια μονάδα και πήγαινε στο βήμα 2.**

### **Ο Αλγόριθμος Ελάχιστου Μέσου Τετραγωνικού (EMT) Σφάλματος**

Ο αλγόριθμος Ελάχιστου Μέσου Τετραγωνικού (EMT) σφάλματος εκπαιδεύει μία ‘πρωτόγονη’ κατηγορία νευρωνικών δικτύων που αποτελούνται από ένα απλό νευρώνα και λειτουργούν κάτω από την υπόθεση της γραμμικότητας. Αυτή η κατηγορία νευρωνικών δικτύων είναι σπουδαία για τρεις λόγους:

α. Αναπτύσσεται καλά η θεωρία των γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων που χρησιμοποιούν το μοντέλο ενός απλού γραμμικού νευρώνα, με πάρα πολλές εφαρμογές, όπως ο αυτόματος έλεγχος, τα ραντάρ, τα σόναρ, κ.λπ..

β. Είναι ένα προϊόν της πρωτοποριακής δουλειάς που έγινε στα νευρωνικά δίκτυα τη δεκαετία του 1960.

γ. Μια μελέτη των γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων ανοίγει το δρόμο για τη θεωρητική ανάπτυξη της πιο γενικής περίπτωσης των perceptrons πολλών-επιπέδων, που περιλαμβάνει τη χρήση μη-γραμμικών στοιχείων.

Στη συνέχεια διατυπώνεται ο αλγόριθμος Ελαχίστων Μέσων Τετραγώνων (Least Mean Square –, LMS), που είναι επίσης γνωστός σαν Delta-rule ή σαν ο κανόνας των Widrow και Hoff (1960).

Ο αλγόριθμος LMS λειτουργεί με το μοντέλο ενός απλού γραμμικού νευρώνα, και έχει βρει πολλές εφαρμογές. Πράγματι, ο LMS αλγόριθμος καθιερώθηκε σαν ένα σπουδαίο λειτουργικό κομμάτι στην συνεχώς επεκτεινόμενη περιοχή της προσαρμοζόμενης επεξεργασίας σημάτων.

Ο αλγόριθμος LMS βασίζεται στη χρήση στιγμιαίων εκτιμήσεων της συνάρτησης αυτοσυσχέτισης  $\mathbf{r}_x(\mathbf{j}, \mathbf{k})$  και της συνάρτησης ετεροσυσχέτισης  $\mathbf{rdk}(\mathbf{k})$ . Μία σύνοψη του αλγορίθμου LMS παρουσιάζεται παρακάτω.

1. Αρχικοποίηση. Θέσε

$$\hat{w}_k(1) = 0 \quad \text{για} \quad k=1, 2, \dots, p$$

2. Υπολόγισε για  $n=1, 2, \dots$

$$y(n) = \sum_{j=1}^p w_j(n) \hat{x}_j(n)$$

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

$$\hat{w}_k(n+1) = \hat{w}_k(n) + \eta \cdot e(n) x_k(n) \quad \text{για} \quad k=1, 2, \dots, p$$

### Ο Αλγόριθμος Πίσω Διάδοσης (Π.Δ.) του Λάθους

Ο αλγόριθμος Πίσω Διάδοσης (Π.Δ.) του λάθους εκπαιδεύει μία σπουδαία κλάση νευρωνικών δικτύων, τα δίκτυα εμπρός τροφοδότησης πολλών επιπέδων. Τυπικά ένα τέτοιο δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο αισθητήρων (πηγαίοι κόμβοι), που αποτελούν το επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα (hidden layers) υπολογιστικών κόμβων και ένα επίπεδο υπολογιστικών κόμβων εξόδου. Το σήμα εισόδου διαδίδεται μέσα στο δίκτυο σε μία προς τα εμπρός κατεύθυνση, από επίπεδο σε επίπεδο. Αυτά τα νευρωνικά δίκτυα αναφέρονται σαν Perceptrons πολλών επιπέδων (Multi Layer Perceptrons, MLPs) τα οποία είναι μια γενίκευση του απλού Perceptron. Αυτός ο αλγόριθμος βασίζεται στον κανόνα μάθησης διόρθωσης του λάθους (error correction learning rule).

Βασικά, η διαδικασία της πίσω διάδοσης του λάθους αποτελείται από δυο περάσματα διαμέσου των διαφορετικών επιπέδων του δικτύου: ένα προς τα εμπρός πέρασμα (forward pass) και ένα προς τα πίσω πέρασμα (backward pass).

- Στο εμπρός πέρασμα, ένα διάνυσμα εισόδου (input vector) εφαρμόζεται στους νευρώνες εισόδου του δικτύου, και η επίδραση του διαδίδεται μέσα στο δίκτυο από επίπεδο σε επίπεδο (layer by layer). Τελικά, ένα σύνολο από εξόδους παράγεται ως η πραγματική απόκριση του δικτύου. Κατά τη διάρκεια του εμπρός περάσματος τα βάρη του δικτύου είναι σταθερά.
- Από την άλλη μεριά, κατά τη διάρκεια της πίσω διάδοσης τα βάρη προσαρμόζονται σε συμφωνία με τον κανόνα διόρθωσης λάθους.

Πιο συγκεκριμένα, η πραγματική απόκριση του δικτύου αφαιρείται από την επιθυμητή απόκριση για την παραγωγή ενός σήματος λάθους, που διαδίδεται προς τα πίσω στο δίκτυο, αντίθετα από την κατεύθυνση των συνδέσεων, από το οποίο προκύπτει και το όνομα πίσω διάδοσης του λάθους. Τα συναπτικά βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε να κάνουν την πραγματική απόκριση του δικτύου να πλησιάσει την επιθυμητή απόκριση.

Στην βιβλιογραφία ο αλγόριθμος πίσω διάδοσης του λάθους συχνά αναφέρεται και σαν αλγόριθμος πίσω διάδοσης (Back Propagation Algorithm) ή πιο απλά σαν Back Prop. Στον αλγόριθμο πίσω διάδοσης, η μάθηση επιτυγχάνεται εφαρμόζοντας ένα σύνολο από διανύσματα εκπαίδευσης σαν είσοδο στο πολυεπίπεδο perceptron. Η προβολή όλων των διανυσμάτων εκπαίδευσης στο δίκτυο λέγεται 'κύκλος' (epoch). Η διαδικασία μάθησης προχωράει από epoch σε epoch, μέχρι να σταθεροποιηθούν τα βάρη και τα κατώφλια του δικτύου και το μέσο τετραγωνικό λάθος όλων των διανυσμάτων εκπαίδευσης τείνει σε κάποια ελάχιστη τιμή. Είναι καλή πρακτική να θέτουμε τα διανύσματα εκπαίδευσης σε μια τυχαία σειρά από ένα epoch στο άλλο. Αυτή η τυχαιότητα τείνει να μετατρέψει την αναζήτηση στο χώρο των βαρών σε κάθε κύκλο μάθησης σε στοχαστική διαδικασία, αποφεύγοντας έτσι τον κίνδυνο να γίνουν λιγότεροι κύκλοι από ό,τι πρέπει. Για ένα δεδομένο σύνολο διάδοσης μπορεί να εφαρμοστεί ένας από τους εξής δύο τρόπους:

**1. Τρόπος Προτύπων (Pattern Mode).** Στο pattern mode η τροποποίηση των βαρών γίνεται με την προβολή κάθε διανύσματος του συνόλου εκπαίδευσης.

**2. Σωρηδόν Τρόπος (Batch Mode).** Στο batch mode η τροποποίηση γίνεται μετά από την προβολή όλων των διανυσμάτων εκπαίδευσης που αποτελούν ένα epoch, στο δίκτυο. Ο αλγόριθμος πίσω-διάδοσης γενικά δεν συγκλίνει ούτε υπάρχουν σαφώς ορισμένα κριτήρια για να σταματούν την λειτουργία του, αλλά έχει λογικά κριτήρια που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να τερματίσουν τις ρυθμίσεις των βαρών. Για να διαμορφώσουμε ένα τέτοιο κριτήριο το λογικό είναι να σκεφτούμε σε σχέση με τις μοναδικές ιδιότητες του τοπικού ή ολικού ελαχίστου της επιφάνειας λάθους. Έστω ότι το διάνυσμα βαρών  $\mathbf{w}^*$  δηλώνει ένα ελάχιστο, τοπικό ή ολικό. Για να είναι το  $\mathbf{w}^*$  ένα ελάχιστο πρέπει το διάνυσμα κλίσης  $\mathbf{g}(\mathbf{w})$  της επιφάνειας λάθους σε σχέση με το διάνυσμα βαρών  $\mathbf{w}$  να είναι μηδέν όταν  $\mathbf{w} = \mathbf{w}^*$ . Αντίστοιχα, μπορούμε να διατυπώσουμε ένα λογικό κριτήριο σύγκλισης για την μάθηση πίσω-διάδοσης όπως παρακάτω (Kramer and Sangiovanni-Vincentelli, 1989):

- *Ο αλγόριθμος πίσω-διάδοσης συγκλίνει όταν η Ευκλείδεια νόρμα του διανύσματος κλίσης φτάσει σε ένα αρκετά μικρό κατώφλι κλίσης.*

Το μειονέκτημα από αυτό το κριτήριο σύγκλισης είναι ότι ο χρόνος μάθησης μπορεί να είναι μεγάλος και χρειάζεται τον υπολογισμό του διανύσματος κλίσης  $\mathbf{g}(\mathbf{w})$ . Άλλη μοναδική ιδιότητα ενός ελαχίστου είναι ότι η συνάρτηση κόστους ή μέτρο λάθους  $\mathbf{E}_{αν}(\mathbf{w})$  είναι στάσιμο στο σημείο  $\mathbf{w}=\mathbf{w}^*$  και μπορούμε ως εκ τούτου να προτείνουμε ένα διαφορετικό κριτήριο σύγκλισης:

- *Ο αλγόριθμος πίσω-διάδοσης συγκλίνει όταν ο απόλυτος ρυθμός μεταβολής στο μέσοτετραγωνικό λάθος ανά κύκλο είναι αρκετά μικρός.*

Τυπικά, ο ρυθμός της μεταβολής στο μέσο τετραγωνικό λάθος θεωρείται αρκετά μικρός εάν βρίσκεται στο διάστημα 0.1 έως 1 % ανά κύκλο εκπαίδευσης, ενώ μερικές φορές χρησιμοποιείται μια τιμή που είναι αρκετά μικρή έως 0.01 % ανά κύκλο. Ένα άλλο κριτήριο σύγκλισης του αλγορίθμου, παραλλαγή του προηγούμενου, είναι να

απαιτούμε η μέγιστη τιμή του μέσου τετραγωνικού λάθους  $E_{av}(w)$  να είναι ίση ή μικρότερη από ένα αρκετά μικρό κατώφλι. Οι Kramer και Sangiovanni Vincentelli (1989) πρότειναν ένα υβριδικό κριτήριο σύγκλισης που συνίσταται από αυτό το τελευταίο κατώφλι και ένα κατώφλι κλίσης, όπως δηλώνεται παρακάτω:

- *Ο αλγόριθμος πίσω-διάδοσης τερματίζεται στο διάνυσμα βαρών  $w_{final}$  όταν  $\|g(w_{final})\| \leq \varepsilon$ , όπου  $\varepsilon$  είναι ένα αρκετά μικρό κατώφλι κλίσης, ή όταν  $E_{av}(w_{final}) \leq \tau$ , όπου  $\tau$  είναι ένα αρκετά μικρό κατώφλι ενέργειας λάθους.*

Άλλο ένα χρήσιμο κριτήριο σύγκλισης είναι το παρακάτω. Μετά από κάθε επανάληψη μάθησης, το δίκτυο δοκιμάζεται για την γενική του απόδοση, και αν η γενική απόδοση είναι αρκετή ή έχει κορυφωθεί, τότε σταματάμε την διαδικασία μάθησης.

## II. Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)

Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε για πρώτη φορά το 1962 ο L.A. Zadeh, ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μίας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργάζεται ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με τη θεωρία των πιθανοτήτων. Με τον τρόπο αυτό θεμελίωσε τη θεωρία των ασαφών συνόλων σαν μια μέθοδο διαχείρισης της ανακρίβειας που αντιμετωπίζεται σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Η ανακρίβεια ή η ασάφεια είναι ο πυρήνας των ασαφών συνόλων και της ασαφούς λογικής. Τα ασαφή σύνολα ουσιαστικά αποτελούν μια γενίκευση των κλασσικών συνόλων. Από τις αρχές της δεκαετίας του 1980 τα ασαφή σύνολα βρήκαν πολλές εφαρμογές, ιδίως σε συστήματα ελέγχου.

Οι άνθρωποι σκέπτονται συνήθως όχι με όρους ακριβών συμβόλων και αριθμών αλλά με ασαφείς όρους. Αυτοί οι ασαφείς όροι προσδιορίζουν κατηγορίες, όχι όμως απόλυτα διαχωρισμένα και σαφώς καθορισμένα σύνολα. Η μετάβαση από τη μια κατηγορία στην άλλη γίνεται σταδιακά, μεταβαίνοντας από καταστάσεις με περισσότερη ή λιγότερη συσχέτιση με την κατηγορία. Με βάση λοιπόν την πρακτική των ανθρώπων να χρησιμοποιούν ελαστικά σύνολα, ο Zadeh πρότεινε την ιδέα των ασαφών συνόλων.

Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών  $(x, \mu_A(x))$  όπου  $x \in X$  και  $\mu_A(x) \in [0,1]$ . Το σύνολο  $X$  αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή  $\mu_A(x)$  λέγεται βαθμός αληθείας (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του  $x$  στο  $A$  και παίρνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$ . Τέλος, η συνάρτηση  $\mu_A$  ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (συγγένειας) (membership function). Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει  $\mu_A(x) \in \{0,1\}$ , δηλαδή το  $x$  είτε ανήκει στο  $A$  [ $\mu_A(x)=1$ ] ή δεν ανήκει [ $\mu_A(x)=0$ ].

Το ασαφές σύνολο ορίζεται ως:

$$A = \sum_{x_i \in X} \mu_A(x_i) / x_i, \text{ όταν } X \text{ είναι ένα σύνολο διακριτών αντικειμένων και}$$

$$A = \int_X \mu_A(x) / x, \text{ όταν το } X \text{ είναι ένα συνεχές διάστημα (συνήθως το } \mathbb{R}^+)$$

Στην πράξη η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προέρχεται από:

1. Υποκειμενικές εκτιμήσεις
2. Προκαθορισμένες (ad hoc) και απλοποιημένες μορφές
3. Συχνότητες εμφανίσεων και πιθανότητες
4. Φυσικές μετρήσεις
5. Διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (π.χ. με νευρωνικά δίκτυα)

### Συναρτήσεις συμμετοχής

Παρακάτω παρατίθενται ορισμένες μορφές μονοδιάστατων παραμετρικών συναρτήσεων συμμετοχής, δηλαδή συναρτήσεων συμμετοχής με μία μοναδική είσοδο (input).

- **Triangular MFs** (συναρτήσεις συμμετοχής τριγωνικής μορφής):

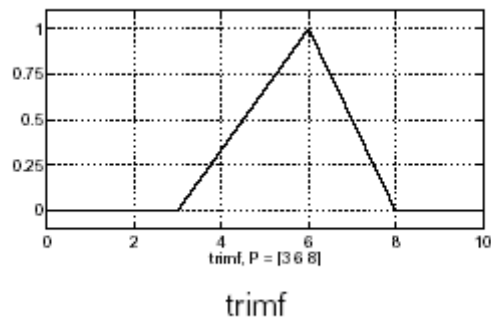
Μια τριγωνικής μορφής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους  $\{a, b, c\}$  ως ακολούθως:

$$\text{trimf}(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

Οι παράμετροι  $\{a, b, c\}$  (όπου  $a < b < c$ ) καθορίζουν τις συντεταγμένες  $x$  των τριών γωνιών της συγκεκριμένης τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής.

Η μαθηματική έκφραση της τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής είναι η εξής:

$$A = \begin{cases} 0, x \leq a \\ (x-a)/(b-a), x \in (a, b) \\ (c-x)/(c-b), x \in (b, c) \\ 0, x \geq c \end{cases}$$



- **Trapezoidal MFs:**

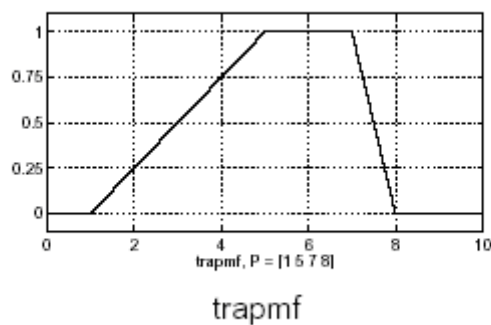
Η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τέσσερις παραμέτρους {a,b,c,d} ως ακολούθως:

$$\text{trapmf}(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

Οι παράμετροι {a,b,c,d} με  $a < b < c < d$  καθορίζουν τις συντεταγμένες x των τεσσάρων γωνιών της συγκεκριμένης τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής.

Η μαθηματική έκφραση της τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής:

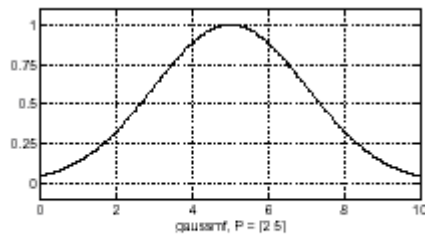
$$A = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ (x-a)/(b-a), & x \in (a,b) \\ 1, & x \in (b,c) \\ (d-x)/(d-c), & x \in (c,d) \end{cases}$$



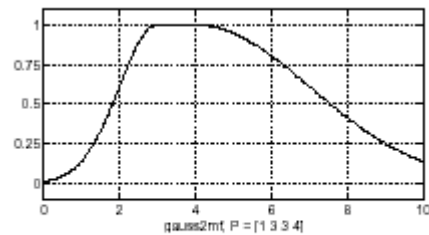
- **Gaussian MFs:**

Μια Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους  $\{c, \sigma\}$

$$\text{gaussmf}(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2}$$



gaussmf



gauss2mf

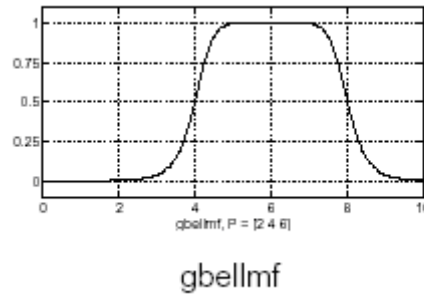
Η Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται επακριβώς από δύο παραμέτρους  $\{c, \sigma\}$ . Το  $c$  αναπαριστά το κέντρο της, και το  $\sigma$  το πλάτος της.

Η Γκαουσιανή και η καμπανοειδής μπορούν να χρησιμοποιούνται συχνά στα ασαφή σύνολα λόγω της ομαλότητάς τους. Παράλληλα, έχουν το πλεονέκτημα να διατηρούν μη μηδενικές τιμές σε όλα τα σημεία.

- **Generalized bell MFs:**

Η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους  $\{a, b, c\}$ , όπου η παράμετρος  $b$  είναι συνήθως θετική.

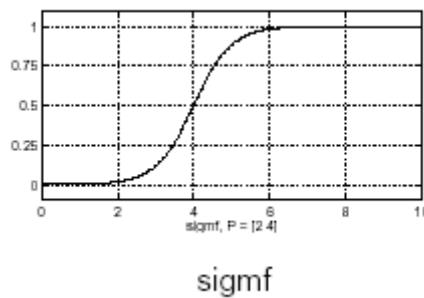
$$\text{gbellmf}(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}$$



- **Sigmoidal MF:**

Η σιγμοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$\text{sigmf}(x, a, c) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x - c)]}$$



Το  $a$  ρυθμίζει την κλίση στο crossover point  $x=c$ . Ανάλογα με την τιμή που θα πάρει το  $a$ , η σιγμοειδής MF είναι open left, open right και επομένως είναι κατάλληλη να χρησιμοποιηθεί στην αναπαράσταση εννοιών όπως «πολύ μεγάλο» ή «πολύ αρνητικό». Σιγμοειδείς συναρτήσεις αυτής της μορφής χρησιμοποιούνται ευρύτατα ως συναρτήσεις ενεργοποίησης (activation function) των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

### Ιδιότητες των Ασαφών Συνόλων

Έστω  $X$  ένα σύνολο αντικειμένων, του οποίου τα στοιχεία συμβολίζονται με το γράμμα  $x$ . Η συμμετοχή σε ένα υποσύνολο  $A$  του συνόλου  $X$  είναι μια συνάρτηση συμμετοχής  $\mu_A$  από το  $X$  στο διάστημα  $[0, 1]$ . Το  $A$  είναι ένα ασαφές υποσύνολο του  $X$ , το οποίο όμως δεν έχει αυστηρά καθορισμένα σύνορα.  $\mu_A$  είναι ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου  $x$  στο  $A$ . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι το  $\mu_A$  τόσο πιο πολύ ανήκει το  $x$  στο  $A$ .

Το σύνολο  $A$  μπορεί να προσδιοριστεί επομένως από το σύνολο των παρακάτω ζευγών:

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\}$$

Κάθε ζευγάρι  $(x, \mu_A(x))$  ονομάζεται **μονοσύνολο**.

**Χώρος αναφοράς** του ασαφούς συνόλου  $A$  είναι το σύνολο των στοιχείων του  $X$  που έχουν μη μηδενικό βαθμό συμμετοχής στο  $A$ .

$$\text{Supp } A = \{x \in X | \mu_A(x) > 0\}$$

Το σύνολο  $A$  μπορεί να γραφεί και ως:

$$A = \mu_1/x_1 + \mu_2/x_2 + \dots$$

$$A = \sum \mu_i/x_i$$

Στο συνεχή χώρο αναφοράς :

$$A = \int_x \mu_A(x) / x$$

### **Ασαφές δυναμοσύνολο**

Ασαφές δυναμοσύνολο,  $F(x)$ , του υπερσυνόλου αναφοράς  $X$ , ονομάζεται το σύνολο όλων των ασαφών υποσυνόλων του  $X$

### **Υποσύνολο**

Το σύνολο  $A$  είναι υποσύνολο του  $B$   $A \subseteq B$  αν και μόνο αν

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x), \forall x \in X$$

Αν ταυτόχρονα τα  $A$  και  $B$  δεν είναι ίσα, τότε το  $A$  θα ονομάζεται γνήσιο υποσύνολο του  $B$

### **Ασαφής διαμέριση**

Μια οικογένεια ασαφών υποσυνόλων του  $X$ , θα λέγεται ασαφής διαμέριση  $P^n(X)$  του  $X$  τάξης  $n$  ( $n \in \mathbb{N}$ ) και θα συμβολίζεται με  $A^n = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ , αν και μόνο αν:

$$A_j \neq A_i, \forall i, j \in N_n (i \neq j)$$

$$0 < \sum_{k=i}^m A_i(x_k) < m, \forall i \in N_n$$

Τα στοιχεία  $A_i$   $i \in N_n$  της  $A_n$  θα λέγονται κλάσεις της ασαφούς διαμέρισης

### **Κενό ασαφές σύνολο**

Ένα ασαφές σύνολο με χώρο αναφοράς τον  $X$ , λέγεται κενό αν για κάθε στοιχείο  $x$  που ανήκει στον  $X$ , η συνάρτηση συμμετοχής του  $A$  είναι μηδέν.

$$A \equiv 0 \quad \text{αν} \quad \mu_A(x) = 0 \quad \forall x \in X$$

### **Κανονικό ασαφές σύνολο**

Ένα ασαφές σύνολο  $A$  που ορίζεται στο χώρο αναφοράς  $X$ , λέγεται κανονικό αν υπάρχει τουλάχιστον ένα στοιχείο  $x$  του  $X$  για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής να παίρνει τιμή ίση με τη μονάδα.

$$A = \text{κανονικό} \quad \text{αν} \quad \exists x_1: \mu_A(x_1) = 1$$

### **Ισότητα ασαφών συνόλων**

Δύο ασαφή σύνολα  $A$  και  $B$  που ορίζονται στον χώρο αναφοράς  $X$ , λέγονται ίσα αν για κάθε στοιχείο  $x$  του  $X$ , οι συναρτήσεις συμμετοχής των  $A$  και  $B$  είναι ίσες. Δηλαδή:

$$A=B \quad \text{αν} \quad \mu_A(x) = \mu_B(x) \quad \forall x \in X$$

### **Συστολή ασαφών συνόλων**

Έστω ασαφές σύνολο  $A$  που ορίζεται στον χώρο αναφοράς  $X$ . Η συστολή  $CON(A)$  του συνόλου αυτού είναι ένα νέο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής που ορίζεται ως εξής:

$$\mu_{CON(A)}(x) = (\mu_A(x))^2$$

Η συστολή του ασαφούς συνόλου αντιστοιχεί στην προσθήκη του όρου πολύ, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Δηλαδή, η συστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια πολύ ψηλός.

### Διαστολή ασαφών συνόλων

Αντιστοίχως η διαστολή ενός ασαφούς συνόλου  $A$ , είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που συμβολίζεται με  $DIL(A)$  και έχει συνάρτηση συμμετοχής που περιγράφεται από την παρακάτω σχέση:

$$\mu_{DIL(A)}(x) = \sqrt{\mu_A(x)}$$

Η διαστολή του ασαφούς συνόλου αντιστοιχεί στην προσθήκη του όρου λίγο, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Δηλαδή, η διαστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια λίγο ψηλός.

### Λογικές πράξεις στα Ασαφή Σύνολα

Μέχρι τώρα έχει γίνει εκτενής αναφορά στα ασαφή σύνολα και καθόλου στην ασαφή λογική. Η ασαφής λογική δεν είναι παρά ένα υπερσύνολο της λογικής Boolean. Αν δηλαδή απομονώσουμε τους ακραίους βαθμούς συμμετοχής 0 (πλήρως ψευδές) και 1 (πλήρως αληθές), τότε οι κλασσικοί λογικοί τελεστές μπορούν να εφαρμοσθούν. Για παράδειγμα, ας θεωρήσουμε τον παρακάτω πίνακα αληθείας:

Πίνακας 1: Κλασσικοί λογικοί τελεστές

A	B	A and B
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

**AND**

A	B	A or B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

**OR**

A	not A
0	1
1	0

**NOT**

Μεταβαίνοντας στον χώρο της ασαφούς λογικής πρέπει να έχουμε κατά νου ότι οι έννοιες «αληθές» και «ψευδές» είναι θέμα βαθμού συμμετοχής. Επομένως ο πίνακας αυτός πρέπει να μετατραπεί με τρόπο που να συμπεριλαμβάνει αυτήν την αρχή. Οι τιμές των εισόδων  $A$  και  $B$  είναι τώρα πραγματικοί αριθμοί από το 0 μέχρι το 1. Πρέπει λοιπόν να ευρεθεί μια συνάρτηση που να διατηρεί τις ιδιότητες της συνάρτησης AND και ταυτόχρονα να μπορεί να επεκτείνεται για πραγματικούς αριθμούς.

Μια πιθανή απάντηση μπορεί να είναι ο τελεστής  $\min(A,B)$ , η ελάχιστη δηλαδή τιμή των εισόδων A και B. Με βάση το ίδιο σκεπτικό, μια συνάρτηση που μπορεί να αντικαταστήσει τον τελεστή OR της Boolean λογικής, είναι ο τελεστής  $\max(A,B)$ . Τέλος, ο τελεστής NOT A μπορεί να αντικατασταθεί με την πράξη  $1-A$ .

Παρακάτω βλέπουμε ότι ο πίνακας αληθείας παραμένει αμετάβλητος αν εφαρμόσουμε τις παραπάνω υποκαταστάσεις.

Πίνακας 2: Ασαφείς λογικοί τελεστές

A	B	$\min(A,B)$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

**AND**

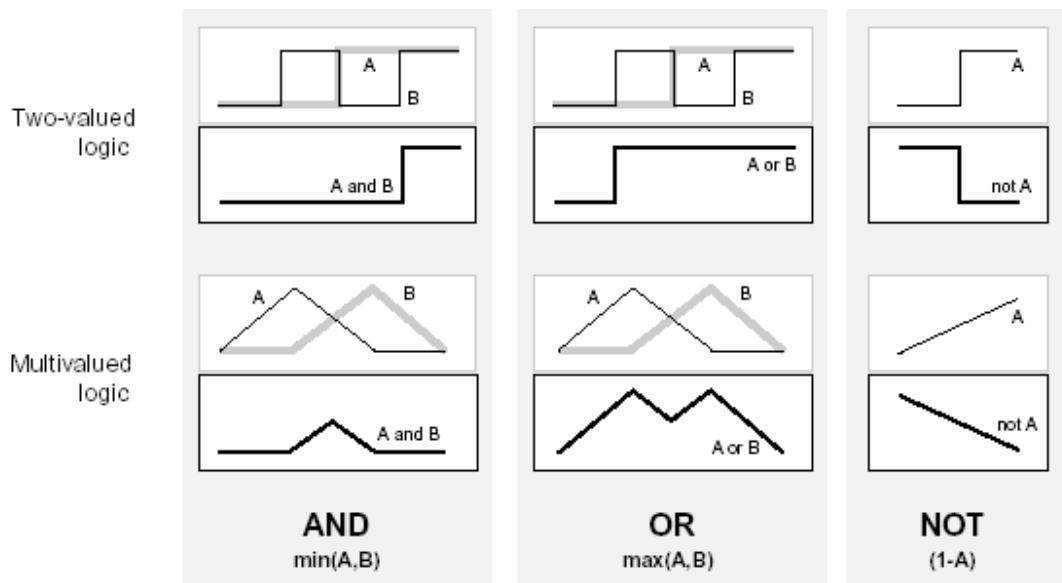
A	B	$\max(A,B)$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

**OR**

A	$1 - A$
0	1
1	0

**NOT**

Αφού έχουμε ορίσει τις συναρτήσεις που μπορούν να ορίσουν τον πίνακα αληθείας, μπορούμε πλέον να επεκταθούμε και στην περίπτωση πραγματικών αριθμών. Στο παρακάτω σχήμα έχουμε αντικαταστήσει τον πίνακα αληθείας με ένα γράφημα δύο ασαφών συνόλων. Στο πάνω μέρος έχουμε την περίπτωση συνόλων με δύο τιμές, ενώ στο κάτω απεικονίζεται ο τρόπος που φαίνεται πως λειτουργούν οι τελεστές στην περίπτωση που οι τιμές αληθείας A και B μεταβάλλονται συνεχώς από το 0 στο 1.



**Σχήμα 3.8:** Γράφημα δύο ασαφών συνόλων

Δεδομένων των παραπάνω συναρτήσεων μπορούμε να κατασκευάσουμε δομές με βάση ασαφή σύνολα και τους λογικούς κανόνες AND, OR και NOT. Βέβαια, το γεγονός ότι βρήκαμε συναρτήσεις που να επεκτείνουν τους τελεστές αυτούς από το χώρο της Boolean λογικής στο χώρο της ασαφούς λογικής δε σημαίνει σε καμία περίπτωση ότι οι συναρτήσεις αυτές είναι και οι μοναδικές.

Έχουμε ορίσει την τομή, την ένωση και το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου με τους τελεστές  $\min$ ,  $\max$ ,  $1-A$ , οι όποιοι είναι οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι. Ωστόσο, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε και άλλες συναρτήσεις για τον ίδιο σκοπό.

Γενικά, η τομή δύο ασαφών συνόλων μπορεί να παρασταθεί με μια δυαδική απεικόνιση  $T$  που αθροίζει (aggregates) τις δύο συναρτήσεις συμμετοχής ως ακολούθως:

$$\mu_{A \cap B} = T(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Για παράδειγμα, ο δυαδικός τελεστής  $T$  μπορεί να αντιπροσωπεύει τον πολλαπλασιασμό των  $\mu_A(x)$  και  $\mu_B(x)$ . Αυτού του είδους οι τελεστές τομής αναφέρονται συνήθως ως τ-νόρμες (τριγωνική νόρμα, triangular norm) και πρέπει να ικανοποιούν τις παρακάτω προϋποθέσεις:

- Οριακές συνθήκες:  $T(0, 0) = 0$ ,  $T(a, 1) = T(1, a) = a$
- Μονοτονία:  $T(a, b) \leq T(c, d)$  αν  $a \leq c$  και  $b \leq d$
- Αντιμεταθετικότητα:  $T(a, b) = T(b, a)$
- Προσεταιριστικότητα:  $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$

Η πρώτη απαίτηση επιβάλλει τη γενίκευση σε σύνολα διακριτών τιμών (crisp sets). Η δεύτερη, υπονοεί ότι μια μείωση του βαθμού συμμετοχής στο A ή στο B δεν μπορεί να οδηγήσει σε αύξηση του βαθμού συμμετοχής στην τομή των A και B. Η τρίτη απαίτηση, δείχνει ότι ο τελεστής είναι αδιάφορος στον τρόπο διάταξης με τον οποίο τέμνονται τα δύο σύνολα A και B. Τέλος, η τέταρτη απαίτηση επιτρέπει να παρθεί η τομή οποιουδήποτε αριθμού συνόλων σε οποιαδήποτε διάταξη ζευγών.

- Παραδείγματα τ-νορμών είναι:
- Συνήθης τομή  $T(a,b)=\min(a,b)$
- Αλγεβρικό γινόμενο  $T(a,b)=ab$
- Φραγμένη διαφορά  $T(a,b)=\max(0,a+b-1)$
- Συνάρτηση Hamacher

Η συνάρτηση Hamacher δίνεται από τη σχέση:

$$t(a,b) = \frac{ab}{r + (1-r)(a+b-ab)}$$

Όπως η ασαφής τομή, έτσι και η ασαφής ένωση προσδιορίζεται με μια δυαδική απεικόνιση S.

$$\mu_{A \cup B}(x) = S(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Για παράδειγμα, ο τελεστής S μπορεί να είναι το άθροισμα των  $\mu_A(x)$  και  $\mu_B(x)$ . Οι ασαφείς τελεστές ένωσης αναφέρονται συνήθως ως σ-νόρμες και πρέπει να πληρούν τις παρακάτω προϋποθέσεις:

- Οριακές συνθήκες:  $S(1, 1) = 1, S(a, 0) = S(0, a) = a$
- Μονοτονία:  $S(a, b) \leq S(c, d)$  αν  $a \leq c$  και  $b \leq d$
- Αντιμεταθετικότητα:  $S(a, b) = S(b, a)$
- Προσεταιριστικότητα:  $S(a, S(b, c)) = S(S(a, b), c)$

Παραδείγματα σ-νορμών είναι τα εξής:

Συνήθης ένωση  $s(a,b)=\max(a,b)$

Αλγεβρικό άθροισμα  $s(a,b)=a+b-ab$

Φραγμένο άθροισμα  $s(a,b)=\min(1,a+b)$

## Συμπλήρωμα

Το συμπλήρωμα  $A'$  ενός ασαφούς συνόλου  $A$  δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{A'}(x) = c(\mu_A(x))$$

όπου η συνάρτηση  $c$  πρέπει να ικανοποιεί τις παρακάτω συνθήκες:

- Οριακές συνθήκες:  $c(0)=1$  και  $c(1)=0$
- Μονοτονία:  $\forall a, b \in [0,1], \text{ αν } a \leq b \Rightarrow c(a) \geq c(b)$
- Συνέχεια:  $c$  συνεχής στο  $[0,1]$ .
- Εναγωγή  $\forall a \in [0,1]$  είναι  $c(c(a))=a$

Το σύνηθες συμπλήρωμα δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

### Ασαφείς σχέσεις

Οι ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations) είναι ασαφή σύνολα ορισμένα σε πεδία αναφοράς ανώτερης διάστασης (π.χ.  $X \times X, X \times Y \times Z$  κλπ). Ποιοτικά, μια ασαφής σχέση  $R$  θα μπορούσε να είναι μια έκφραση της μορφής «είναι βαρύτερο από» και η οποία θα συνδέει τα στοιχεία δύο άλλων συνόλων:

$$R = \langle x \text{ είναι βαρύτερο από } y \rangle \quad x \in X, y \in Y \text{ και } R \in X \times Y$$

Οι ασαφείς σχέσεις μπορεί να εκφραστούν με αναφορά όλων των ζευγών (τιμή, βαθμός συμμετοχής), δηλαδή ζευγών της μορφής  $((x,y), \mu_R(x,y))$ . Ένας άλλος τρόπος αναπαράστασης, ιδιαίτερα χρήσιμος σε υπολογισμούς, είναι σε μορφή πίνακα:

$$R = \begin{bmatrix} \mu_R(x_1, y_1) & \mu_R(x_1, y_2) & \cdots & \mu_R(x_1, y_n) \\ \mu_R(x_2, y_1) & \mu_R(x_2, y_2) & \cdots & \mu_R(x_2, y_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_R(x_m, y_1) & \mu_R(x_m, y_2) & \cdots & \mu_R(x_m, y_n) \end{bmatrix}$$

Οι ασαφείς σχέσεις μπορούν να συνδυαστούν μεταξύ τους μέσω της διαδικασίας της σύνθεσης (composition). Αν για παράδειγμα συνδυαστεί η ασαφής σχέση  $R_1(x,y)$  ορισμένη στο  $X \times Y$  με την ασαφή σχέση  $R_2(y,z)$  ορισμένη στο  $Y \times Z$ , τότε θα προκύψει μία ασαφής σχέση  $R(x,z)$ , η οποία θα ορίζεται στο σύνολο  $X \times Z$  και θα συσχετίζει άμεσα στοιχεία των συνόλων  $X$  και  $Z$ . Βέβαια είναι απαραίτητο να προσδιοριστεί επακριβώς η συνάρτηση συμμετοχής  $\mu_R(x,z)$  της  $R$  με χρήση των συναρτήσεων συμμετοχής των  $R_1$  και  $R_2$ .

Οι βασικές πράξεις που ορίζονται μεταξύ των ασαφών σχέσεων είναι η αντιστροφή και η σύνθεση.

### 1. Αντιστροφή

Αντίστροφη σχέση της  $R(X,Y)$  είναι η ασαφής σχέση  $R^{-1}(Y,X)$  με τύπο:  $R^{-1}(y,x) = R(x,y)$  για κάθε  $x$  που ανήκει στον  $X$  και κάθε  $y$  που ανήκει στον  $Y$ . Ο πίνακας συμμετοχής που παριστάνει την  $R^{-1}$  είναι ο ανάστροφος του  $R$ .

### 2. Σύνθεση

Η σύνθεση είναι πολύ σημαντική διαδικασία, καθώς, όπως θα δούμε παρακάτω, οι κανόνες της μορφής “if-then” αντιστοιχούν σε ασαφείς σχέσεις και το πρόβλημα της ασαφούς συλλογιστικής είναι μαθηματικά ισοδύναμο με τη σύνθεση.

Αν  $R_1(x,y)$  και  $R_2(y,z)$  είναι δύο ασαφείς σχέσεις ορισμένες στα σύνολα  $X \times Y$  και  $Y \times Z$  αντίστοιχα, τότε η σύνθεση τους δίνει μια νέα σχέση  $R_1 \circ R_2$

Η sup-t σύνθεση  $R: X \times Y \rightarrow [0,1]$  δύο ασαφών σχέσεων

$R_1: X \times Y \rightarrow [0,1]$  και  $R_2: Y \times Z \rightarrow [0,1]$  ορίζεται από την εξίσωση:

$$R(x, z) = [R_1 \circ R_2](x, z) = \sup_{y \in Y} t[R_1(x, y), R_2(y, z)]$$

Οι περισσότεροι γνωστές μέθοδοι σύνθεσης ασαφών συνόλων είναι η σύνθεση max-min και η σύνθεση max-product.

Η συνάρτηση συμμετοχής για την περίπτωση της max-min σύνθεσης δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{R_1 \circ R_2}(x, z) = \bigvee_y [\mu_{R_1}(x, y) \wedge \mu_{R_2}(y, z)]$$

Στην περίπτωση της σύνθεσης max-product έχουμε την παρακάτω σχέση:

$$\mu_{R_1 \circ R_2}(x, z) = \bigvee_y [\mu_{R_1}(x, y) \bullet \mu_{R_2}(y, z)]$$

Οι υπολογισμοί στο δεξιό μέρος των παραπάνω σχέσεων είναι παρόμοιοι με τους πολλαπλασιασμούς των πινάκων.

## Ασαφής συλλογιστική

Η βάση στην οποία στηρίζεται η λήψη αποφάσεων είναι η παραγωγή συλλογιστικής. Η ασαφής λογική ασχολείται με την παραγωγή συλλογιστικής σε περιβάλλον αβεβαιότητας. Για το σκοπό αυτό, θεμελιώνεται η δομή και η μαθηματική αναπαράσταση ενός ασαφούς γεγονότος με τον ορισμό των ασαφών συνόλων και καθορίζεται ο τρόπος με τον οποίο συνδυάζουμε τα γεγονότα για να παράγουμε λογικές προτάσεις ή σχέσεις και συνεπώς, συμπεράσματα.

Οι συλλογιστικοί τρόποι που κυρίως χρησιμοποιούνται είναι τρεις:

- Ο modus ponens (MP)
- Ο modus tolens (MT)
- Ο υποθετικός συλλογισμός (HS)

Ο **modus ponens** παράγει συμπεράσματα από ένα σύνολο υποθέσεων σύμφωνα με το σχήμα:

$$(A \Rightarrow B) \wedge A \Rightarrow B$$

όπου A και B συγκεκριμένα γεγονότα.

Ο παραπάνω κανόνας ερμηνεύεται ως εξής: Αν το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και επιπλέον έχουμε ως υπόθεση ότι ισχύει το A, τότε το συμπέρασμα που παίρνουμε είναι ότι ισχύει και το B. Όμως σε περιβάλλον ασάφειας τα γεγονότα ισχύουν σε κάποιο βαθμό. Έτσι, ο παραπάνω κανόνας πρέπει να τροποποιηθεί για να συμπεριλάβει και την ασάφεια. Καταλήγουμε μ' αυτό τον τρόπο στο γενικευμένο κανόνα modus ponens (generalized modus ponens), ο οποίος έχει την παρακάτω μορφή:

$$(A \Rightarrow B) \wedge A' \Rightarrow B'$$

Αντίστοιχα ο γενικευμένος κανόνας modus tolens (generalized modus tolens) διατυπώνεται ως εξής:

$$(A \Rightarrow B) \wedge B' \Rightarrow A'$$

Ας εξετάσουμε τώρα την ερμηνεία των παραπάνω κανόνων. Για παράδειγμα ο γενικευμένος κανόνας modus ponens ερμηνεύεται ως εξής: Αν το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και έχουμε ως υπόθεση ότι ισχύει το A σε κάποιο βαθμό, τότε θα ισχύει και το B σε κάποιο βαθμό.

Πρέπει λοιπόν να προσδιοριστεί ο βαθμός στον οποίο πληρείται το γεγονός B. Αυτός εξαρτάται από τον βαθμό στον οποίο πληρείται το γεγονός A και από το είδος της συνεπαγωγής που εφαρμόζουμε. Η πράξη της ασαφούς συνεπαγωγής υλοποιεί τη μαθηματική σχέση  $A \Rightarrow B$ , όταν τα A και B είναι ασαφή γεγονότα..

Το σχήμα που προτείνεται από τη θεωρία των ασαφών συνόλων για την εξαγωγή του γεγονότος  $B'$  από τα γεγονότα  $A, A', B$  περιγράφεται από την παρακάτω σχέση που αποτελεί το συνθετικό κανόνα του Zadeh:

$$B'(y) = \sup_{x \in X} t[A'(x), \sigma(A(x), B(y))]$$

όπου  $\sigma$  είναι μια συνάρτηση που υλοποιεί την πράξη της ασαφούς συνεπαγωγής.

Επομένως, η επιλογή της συνάρτησης που υλοποιεί την ασαφή συνεπαγωγή έχει ουσιαστικό ρόλο για την ασαφή συλλογιστική που παράγεται με βάση το παραπάνω σχήμα. Ένα από τα κριτήρια που χρησιμοποιείται γι' αυτή την επιλογή είναι το κριτήριο της ανάκλησης (recall), το οποίο διατυπώνεται ως εξής:

$$B(y) = \sup_{x \in X} t[A(x), \sigma(A(x), B(y))]$$

Το κριτήριο αυτό έχει την εξής ερμηνεία: η ασαφής συνεπαγωγή πρέπει να είναι τέτοια ώστε, όταν η υπόθεση πληρείται ακριβώς, τότε να λαμβάνουμε το συμπέρασμα του κανόνα  $A \Rightarrow B$ , δηλαδή το γεγονός  $B$ . Η απαίτηση αυτή είναι εύλογη αφού όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα, η ασαφής συλλογιστική οφείλει να ταυτίζεται με την κλασσική συλλογιστική.

### III. Συστήματα Ασαφούς Συλλογιστικής – Νεύρο-ασαφή συστήματα

#### Εισαγωγή

Στην προηγούμενη ενότητα έγινε αναφορά στα ασαφή σύνολα και τις πράξεις που γίνονται πάνω σ' αυτά. Σε αυτή την ενότητα θα εξεταστεί ο τρόπος με τον οποίον μπορούν να εφαρμοσθούν τα παραπάνω σε ένα σύστημα λήψης αποφάσεων.

Ένα απλοϊκό παράδειγμα λήψης αποφάσεων θα λυθεί με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής. Εξετάζεται το πρόβλημα του φιλοδώρηματος, πόσο δηλαδή είναι το φιλοδώρημα που πρέπει να δώσει ένας πελάτης σε ένα εστιατόριο. Οι παράμετροι του προβλήματος είναι η ποιότητα του φαγητού και η εξυπηρέτηση.

Είναι προφανές, για παράδειγμα, ότι αν το φαγητό είναι άριστης ποιότητας και η εξυπηρέτηση καλή τότε το φιλοδώρημα θα είναι υψηλό. Αντίστοιχα, αν η ποιότητα της εξυπηρέτησης είναι χαμηλή και το φαγητό κακό τότε το φιλοδώρημα θα είναι χαμηλό. Τι γίνεται όμως αν έχουμε μια ενδιάμεση κατάσταση, π.χ. μέτριο φαγητό και καλή εξυπηρέτηση; Επιπλέον, παραπάνω έχουν αναφερθεί προσδιορισμοί όπως καλό, κακό και μέτριο που εμπεριέχουν κάποια ασάφεια.

Για τη γραμμική λύση του προβλήματος θα πρέπει να οριστούν καθορισμένοι κανόνες για καθεμιά περίπτωση. Μέσω όμως της ασαφούς λογικής, το πρόβλημα αυτό

μπορεί να λυθεί ευκολότερα. Πριν όμως γίνει η επίλυση του προβλήματος, θα γίνει αναφορά στην υλοποίηση των κανόνων αν-τότε (if-then rules) που προαναφέρθηκαν (αν το φαγητό είναι κακό κτλ)

### Κανόνες αν-τότε (if-then rules)

Τα ασαφή σύνολα και οι ασαφείς τελεστές είναι τα υποκείμενα και τα ρήματα του ασαφούς λογισμού. Οι προτάσεις if-then χρησιμοποιούνται για να σχηματίσουν τις συνθήκες εκείνες που συνιστούν την ασαφή λογική. Ένας απλός κανόνας if-then έχει τη μορφή:

*if x is A then y is B*

όπου A και B είναι οι γλωσσικές μεταβλητές που προσδιορίζονται από ασαφή σύνολα με χώρο αναφοράς X και Y αντίστοιχα. Το πρώτο κομμάτι του κανόνα ‘if x is A’ ονομάζεται υπόθεση (*antecedent* ή *premise*), ενώ το δεύτερο κομμάτι ‘then y is B’ ονομάζεται συνέπεια ή συμπέρασμα (*consequent* ή *conclusion*). Ένα παράδειγμα ενός τέτοιου κανόνα μπορεί να είναι το εξής;

*if service is good then tip is average*

Η λέξη **good** αντιπροσωπεύεται από έναν αριθμό που κυμαίνεται ανάμεσα στο 0 και το 1. Έτσι, η υπόθεση είναι μια μετάφραση που επιστρέφει μια τιμή από το 0 έως το 1. Από την άλλη μεριά, η λέξη **average** αποτελεί ένα ασαφές σύνολο και έτσι η συνέπεια του κανόνα είναι μια συσχέτιση της εξόδου y στο ασαφές σύνολο B.

Στους κανόνες if-then η λέξη ‘is’ έχει διαφορετική έννοια ανάλογα με το αν εμφανίζεται στο πρώτο ή στο δεύτερο μέρος του κανόνα. Έτσι, όταν εμφανίζεται στο πρώτο μέρος του κανόνα, έχει την έννοια του ελέγχου ισότητας (δηλαδή την ίδια έννοια που δίνουμε στο σύμβολο =). Αντίθετα, όταν εμφανίζεται στο δεύτερο μέρος του κανόνα, έχει την έννοια της καταχώρησης (δηλαδή την έννοια που δίνουμε στο σύμβολο =). Ο παραπάνω κανόνας λοιπόν θα μπορούσε να γραφεί συμβολικά και ως εξής:

*if service == good then tip = average*

Γενικά, η είσοδος σε έναν κανόνα if-then είναι η τρέχουσα τιμή της μεταβλητής εισόδου, ενώ η έξοδος του κανόνα είναι ολόκληρο το ασαφές σύνολο. Από αυτό όμως το ασαφές σύνολο θα πρέπει να κρατήσουμε μια τιμή έτσι ώστε να μπορούμε να βγάλουμε κάποια συμπεράσματα. Γι’ αυτό πρέπει να γίνει μια διαδικασία που ονομάζεται *αποσαφήνιση* (defuzzification). Για την αποσαφήνιση γίνεται εκτενέστερη αναφορά παρακάτω. Για να διερμηνευθεί έναν κανόνα If-then, πρέπει να προηγηθούν κάποια στάδια:

- I. Ο υπολογισμός της εισόδου. Για να γίνει αυτό όμως, πρέπει να γίνει ασαφοποίηση της εισόδου και να εφαρμοσθούν οι κατάλληλοι ασαφείς τελεστές.
- II. Η εφαρμογή του παραπάνω αποτελέσματος στο δεύτερο μέρος του κανόνα.

Αν πάρουμε την απλή περίπτωση των δυαδικών τιμών, οι κανόνες if-then είναι αρκετά εύκολο να εφαρμοσθούν. Αν η προϋπόθεση είναι αληθής, τότε και η συνέπεια θα είναι αληθής. Πώς όμως επεκτείνεται η παραπάνω συλλογιστική για να συμπεριλάβει και ασαφείς τιμές; Όταν η προϋπόθεση είναι αληθής σε κάποιο βαθμό, τότε και η συνέπεια είναι αληθής στον ίδιο βαθμό. Με άλλα λόγια:

**Στη δυαδική λογική:  $p \rightarrow q$  (Τα  $p$  και  $q$  είναι και τα δύο είτε πλήρως αληθή ή πλήρως ψευδή)**

**Στην ασαφή λογική:  $0.5 p \rightarrow 0.5 q$  (Τα  $p$  και  $q$  είναι μερικώς αληθή και μερικώς ψευδή)**

Η προϋπόθεση ενός κανόνα μπορεί να αποτελείται από περισσότερα του ενός μέρη. Όπως για παράδειγμα ο παρακάτω κανόνας:

***if sky is grey and wind is strong and barometer is falling, then .....***

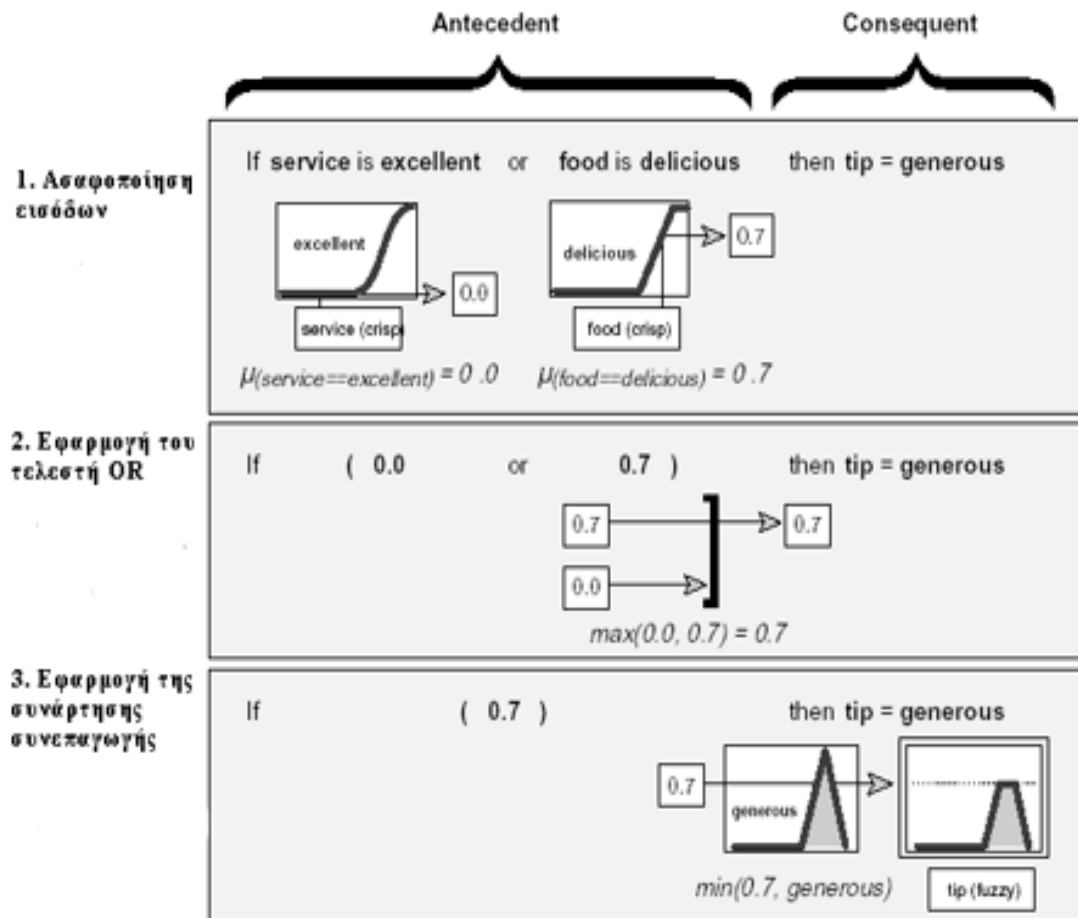
Σ' αυτή την περίπτωση, όλα τα μέρη της προϋπόθεσης υπολογίζονται ταυτόχρονα και προκύπτει ένα μοναδικό νούμερο, ανάλογα με τους λογικούς τελεστές που χρησιμοποιούμε.

Παράλληλα, και η συνέπεια ενός κανόνα μπορεί να αποτελείται από περισσότερα του ενός μέρη. Για παράδειγμα ο παρακάτω κανόνας:

***if temperature is cold then hot water valve is open and cold water valve is shut***

Όλα τα μέρη της συνέπειας του κανόνα επηρεάζονται το ίδιο από το αποτέλεσμα της προϋπόθεσης. Η συνέπεια του κανόνα προσδιορίζει ένα ασαφές σύνολο, το οποίο συσχετίζεται με την έξοδο. Στη συνέχεια, η συνάρτηση συνεπαγωγής (*implication function*) τροποποιεί το ασαφές σύνολο στο βαθμό που προσδιορίζεται από την προϋπόθεση του κανόνα.

Μια πολύ συνηθισμένη συνάρτηση για να γίνει αυτό είναι η αποκοπή με τη χρήση του τελεστή min. Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε τον τρόπο με τον οποίο εφαρμόζονται οι κανόνες if-then.



Σχήμα 3.9: Αναπαράσταση λειτουργίας κανόνων if-then.

### Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy inference systems)

Γενικά, ένας κανόνας από μόνος του δεν επαρκεί για τα περισσότερα πρακτικά προβλήματα. Αυτό που χρειάζεται είναι η ύπαρξη περισσότερων του ενός κανόνα, οι οποίοι να αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Η έξοδος κάθε κανόνα θα είναι ένα ασαφές σύνολο. Τα ασαφή σύνολα που προκύπτουν σε συνέπεια των κανόνων συγκεντρώνονται για να σχηματίσουν ένα ασαφές σύνολο εξόδου από το οποίο, μέσω της διαδικασίας της αποσαφήνισης, θα πάρουμε μια μοναδική τιμή.

Παρακάτω αναπτύσσεται ο τρόπος με τον οποίο εξελίσσεται η παραπάνω διαδικασία μέσα από ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy inference system, FIS) που ονομάζεται Mamdani.

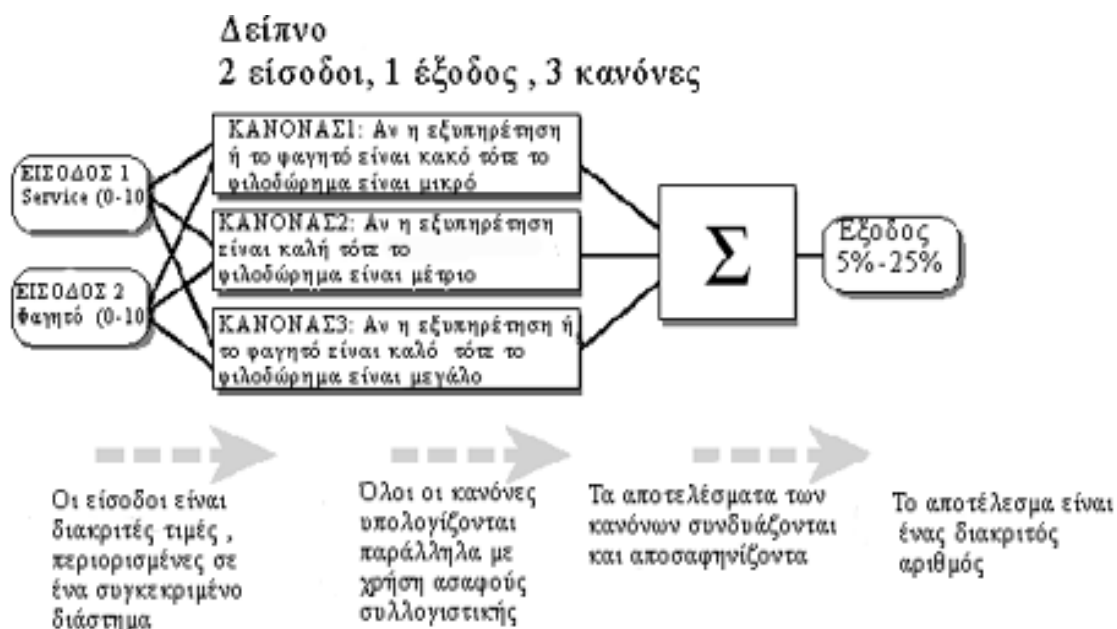
## Συστήματα Mamdani

Η ασαφής συλλογιστική είναι η διαδικασία κατά την οποία σχηματίζεται η απεικόνιση από μια δεδομένη είσοδο σε μια έξοδο, χρησιμοποιώντας τις αρχές της ασαφούς λογικής. Η απεικόνιση αυτή θέτει τις βάσεις με τις οποίες μπορεί να ληφθεί μια απόφαση ή να διακριθούν πρότυπα (patterns). Η διαδικασία αυτή της ασαφούς συλλογιστικής περιλαμβάνει όλα εκείνα τα κομμάτια στα οποία έγινε αναφορά προηγουμένως. Δηλαδή τις συναρτήσεις συμμετοχής, τους ασαφείς λογικούς τελεστές και τους κανόνες if-then. Υπάρχουν δύο είδη ασαφών συστημάτων παρεμβολής: τα τύπου-Mamdani και τα τύπου Sugeno. Οι διαφορές ανάμεσα στα δύο αυτά συστήματα έγκεινται κυρίως στον τρόπο με τον οποίο σχηματίζεται η έξοδος του συστήματος. Τα συστήματα Mamdani είναι αυτά που συναντώνται συχνότερα. Η μεθοδολογία των συστημάτων Mamdani εισήχθηκε το 1975 από τον Ebrahim Mamdani.

Τώρα θα εξεταστεί πως λειτουργεί ένα FIS τύπου Mamdani μέσα από το πρόβλημα του φιλοδώρηματος, όπως προαναφέρθηκε.

Το σύστημα έχει δύο εισόδους και τρεις κανόνες. Οι εισόδους του συστήματος είναι η ποιότητα του φαγητού και η εξυπηρέτηση. Θεωρούμε ότι ο πελάτης βαθμολογεί την ποιότητα του φαγητού και την εξυπηρέτηση με μια κλίμακα από το 0 έως το 10. Η έξοδος του συστήματος είναι το φιλοδώρημα που θα δώσει ο πελάτης και το οποίο κυμαίνεται από 5% έως 25% της τιμής του λογαριασμού.

Η βασική δομή του συστήματος φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα:



Σχήμα 3.10: Βασική δομή συστήματος Mamdani

Η πληροφορία οδεύει από τα αριστερά προς τα δεξιά και καταλήγει σε μία μοναδική έξοδο. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των συστημάτων ασαφούς λογικής είναι η παράλληλη εφαρμογή των κανόνων. Στα κλασσικά συστήματα δυαδικής λογικής υπάρχει χρήση διακοπών που ανοίγουν και κλείνουν ανάλογα με τις τιμές των εισόδων. Στα ασαφή συστήματα πραγματοποιείται ομαλή μετάβαση από περιοχή σε περιοχή ανάλογα με τις συνέπειες των κανόνων. Η διαδικασία της απεικόνισης των εισόδων στις εξόδους μέσα από ένα σύστημα ασαφούς λογικής ακολουθεί πέντε βήματα:

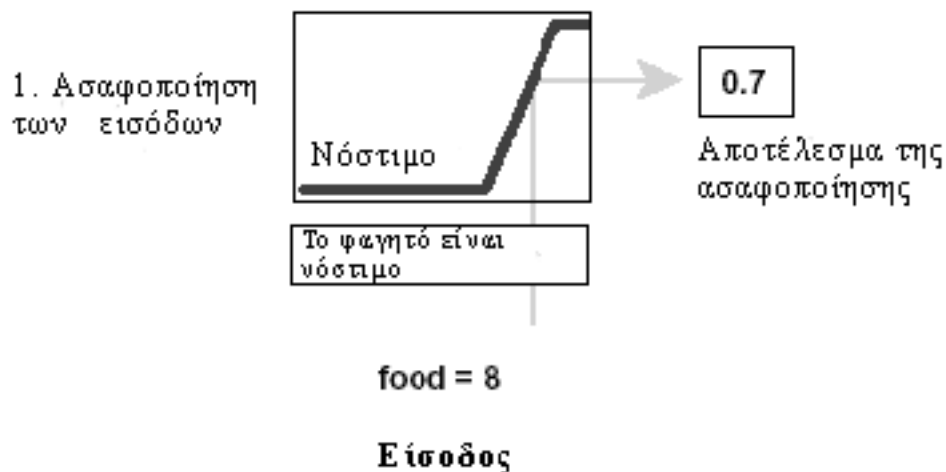
- I. Ασαφοποίηση των εισόδων
- II. Εφαρμογή των ασαφών λογικών τελεστών στις προϋποθέσεις των κανόνων
- III. Καθορισμός των συνεπαγωγών των κανόνων
- IV. Συγκέντρωση όλων των συνεπαγωγών όλων των κανόνων
- V. Αποσαφήνιση

### **ΒΗΜΑ 1<sup>ο</sup> : Ασαφοποίηση εισόδων**

Το πρώτο βήμα έχει να κάνει με την ασαφοποίηση των εισόδων, δηλαδή επιλέγονται οι είσοδοι και αποφασίζεται σε ποιο βαθμό κάθε είσοδος ανήκει σε ένα ασαφές σύνολο μέσα από τις συναρτήσεις συμμετοχής. Οι είσοδοι είναι αριθμητικές τιμές μέσα στα όρια του χώρου αναφοράς (στην περίπτωση του προβλήματος που εξετάζουμε από 0 μέχρι 10) και οι εξοδοι είναι βαθμοί συμμετοχής στο προσδιορισμένο ασαφές σύνολο.

Η ασαφοποίηση των εισόδων μπορεί να γίνει είτε με τη χρήση πίνακα τιμών, είτε μέσα από μια συνάρτηση. Το παράδειγμα είναι δομημένο σε τρεις κανόνες, καθένας από τους οποίους προϋποθέτει την κατάταξη των εισόδων σε διαφορετικές λεκτικές μεταβλητές *service is poor*, *service is good*, *food is rancid*, *food is delicious*.

Πριν να εφαρμοσθούν οι κανόνες, θα πρέπει να ασαφοποιηθούν οι είσοδοι σύμφωνα με τις λεκτικές μεταβλητές. Για παράδειγμα, σε ποιο βαθμό το φαγητό είναι νόστιμο. Αν υποθέσουμε ότι το φαγητό έχει αξιολογηθεί με μια συγκεκριμένη βαθμολογία από το 0 έως το 10 (π.χ. 7), τότε πως μπορούμε να συμπεράνουμε σε ποιο βαθμό είναι νόστιμο. Για το λόγο αυτό θα χρησιμοποιήσουμε μια γραφική απεικόνιση που ουσιαστικά αποτελεί τη συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου «νόστιμο».

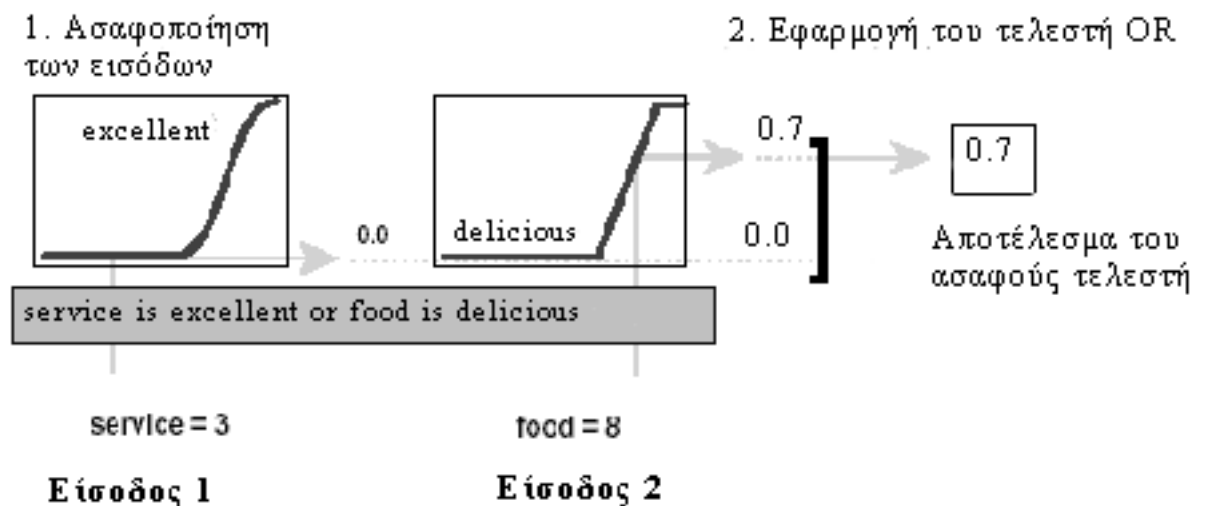


Σχήμα 3.11: Γραφική απεικόνιση της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς συνόλου νόστιμο

## **ΒΗΜΑ 2° : Εφαρμογή των ασαφών τελεστών**

Εφόσον οι είσοδοι έχουν αποσαφοποιηθεί, μπορεί πλέον να γίνει γνωστό σε ποιο βαθμό ικανοποιείται κάθε μέρος των προϋποθέσεων των if-then κανόνων. Αν ένας κανόνας if-then έχει στο σκέλος if περισσότερα του ενός μέρη, τότε πρέπει να εφαρμοσθούν οι ασαφείς τελεστές ώστε να καθορισθεί ένα νούμερο που αντιπροσωπεύει το αποτέλεσμα της προϋπόθεσης του κανόνα. Το νούμερο αυτό θα εφαρμοσθεί έπειτα στη συνάρτηση εξόδου. Οι είσοδοι ενός λογικού τελεστή είναι δύο ή περισσότεροι βαθμοί συμμετοχής που έχουν προκύψει από τις ασαφοποιημένες μεταβλητές εισόδου. Η έξοδος του τελεστή είναι απλά ένας βαθμός αλήθειας.

Όπως διαπιστώθηκε κατά την αναφορά στους ασαφείς τελεστές, υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός συναρτήσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ορίσουν τους τελεστές AND και OR. Συνήθως χρησιμοποιούνται ο τελεστής max για το OR και min για το AND. Το παρακάτω διάγραμμα απεικονίζει τον τρόπο εφαρμογής των τελεστών.

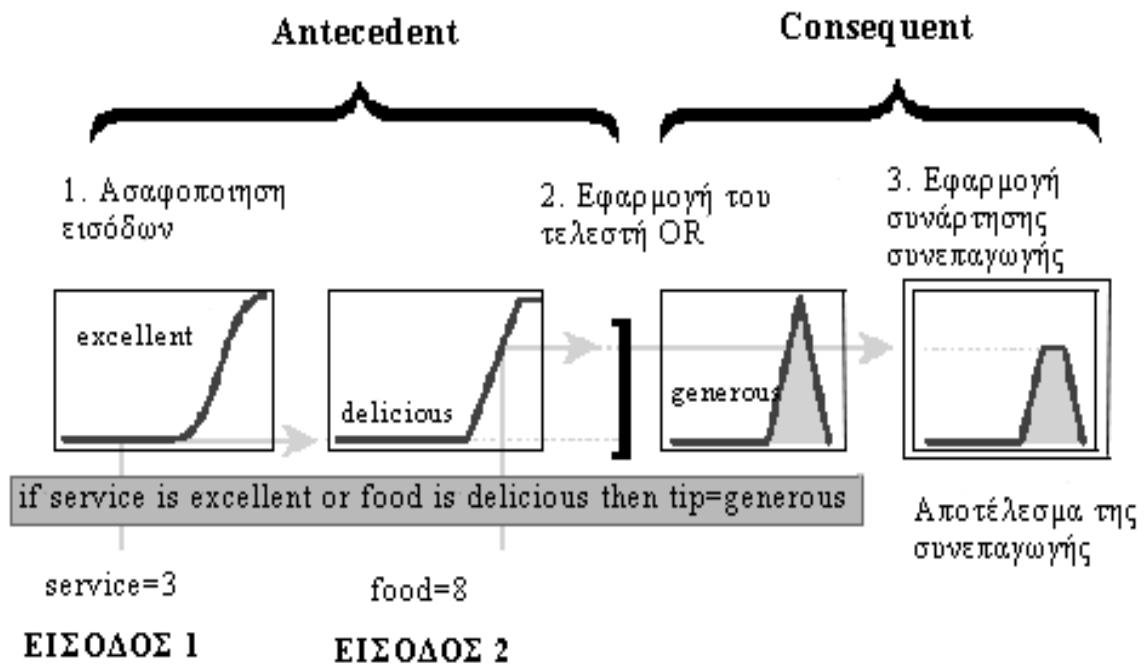


Σχήμα 3.12: Τρόπο εφαρμογής των ασαφών τελεστών

### **ΒΗΜΑ 3<sup>ο</sup> : Μέθοδος εφαρμογής της συνεπαγωγής (Apply Implication Method)**

Για να εφαρμοστεί η συνάρτηση συνεπαγωγής, πρέπει να είναι γνωστό το βάρος του κάθε κανόνα. Οι κανόνες if-then έχουν βάρη τα οποία εφαρμόζονται στο νούμερο που δίνει το κομμάτι της υπόθεσης και που μπορούν να κυμαίνονται από 0 έως 1. Συνήθως τα βάρη αυτά είναι ίσα με 1, ωστόσο μπορεί να δοθεί σε αυτά μια οποιαδήποτε τιμή από 0 έως 1. Για παράδειγμα, αν θέλουμε να δώσουμε μικρότερη έμφαση σε έναν κανόνα σε σχέση με κάποιον άλλο, αυτό μπορεί να το πραγματοποιηθεί μέσω των τιμών των βαρών τους.

Δεδομένου ότι τα βάρη έχουν ανατεθεί στους κανόνες, μπορεί να ακολουθήσει η εφαρμογή της συνάρτησης συνεπαγωγής. Το αποτέλεσμα ενός κανόνα if-then είναι ένα ασαφές σύνολο που αντιπροσωπεύεται από μια συνάρτηση συμμετοχής που σταθμίζει κατάλληλα τα λεκτικά χαρακτηριστικά που έχουν ανατεθεί σε αυτόν. Το αποτέλεσμα αυτό αναδιαμορφώνεται με τη χρήση μιας συνάρτησης που είναι συνδεδεμένη με το μέρος της υπόθεσης. Η είσοδος για τη διαδικασία συνεπαγωγής είναι ένας αριθμός που δίδεται από την υπόθεση και η έξοδος είναι ένα ασαφές σύνολο. Αυτή η διαδικασία εφαρμόζεται για κάθε κανόνα.

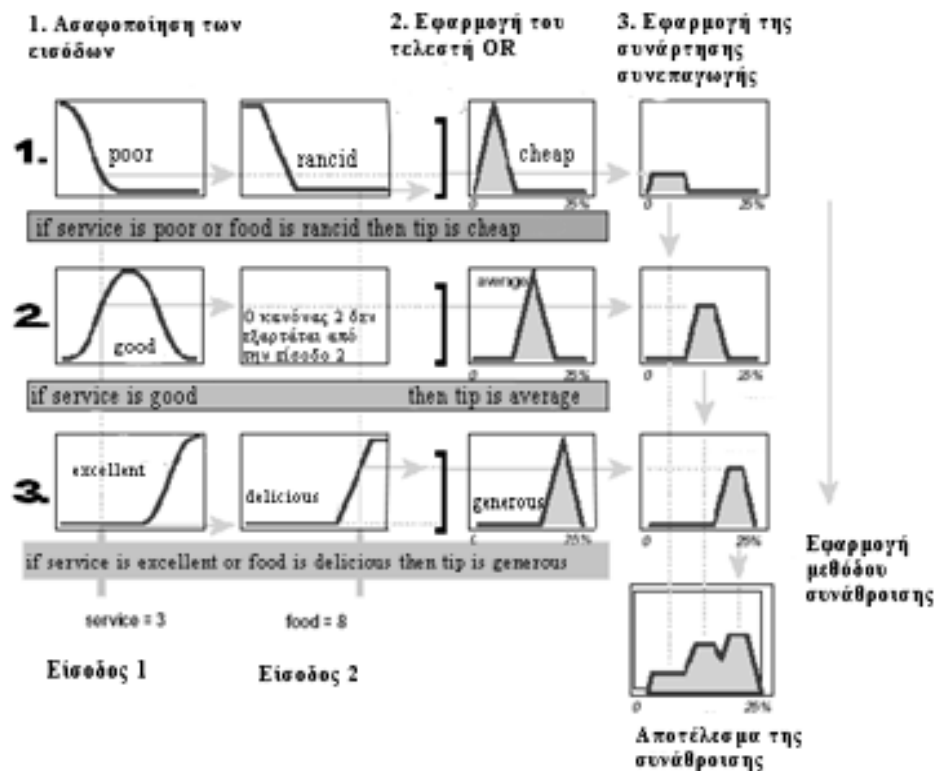


Σχήμα 3.13: Συνάρτηση συνεπαγωγής

#### **ΒΗΜΑ 4<sup>ο</sup> : Συγκέντρωση όλων των εξόδων**

Σε ένα σύστημα συμπερασμού (Fuzzy Inference System FIS) οι αποφάσεις βασίζονται στον έλεγχο όλων των κανόνων. Επομένως, όλοι οι κανόνες πρέπει να συνδυαστούν προκειμένου να παρθεί μία απόφαση. Η συγκέντρωση των κανόνων είναι μια διαδικασία κατά την οποία όλα τα ασαφή σύνολα που προκύπτουν ως εξόδοι των κανόνων συνδυάζονται ώστε να σχηματίσουν ένα μοναδικό ασαφές σύνολο. Η συγκέντρωση είναι η διαδικασία που προηγείται της αποσαφοποίησης και δέχεται ως είσοδο τις αποκομμένες συναρτήσεις εξόδου του προηγούμενου βήματος. Η διαδικασία της συγκέντρωσης των εξόδων είναι αντιμεταθετική και έτσι η σειρά με την οποία εκτελούνται οι κανόνες δεν έχει σημασία στην έκβαση του αποτελέσματος.

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζονται οι τρεις κανόνες του προβλήματος και ο τρόπος που συνδυάζονται τα αποτελέσματά τους σε ένα ασαφές σύνολο.



Σχήμα 3.14: Οι κανόνες του ασαφούς συνόλου

### **ΒΗΜΑ 5<sup>ο</sup> : Αποσαφοποίηση**

Η είσοδος για τη διαδικασία της αποσαφοποίησης είναι το ασαφές σύνολο που προέκυψε από το προηγούμενο βήμα. Η έξοδος της αποσαφοποίησης είναι ένας αριθμός. Η αποσαφοποίηση είναι αναγκαία, διότι στόχος είναι να υπάρξει ένας αριθμός που θα επιτρέψει τη λήψη συγκεκριμένων αποφάσεων. Υπάρχουν πολλοί τρόποι για να γίνει η αποσαφοποίηση. Ένας ιδιαίτερα δημοφιλής είναι ο υπολογισμός του κέντρου βάρους της περιοχής που περικλείεται από την καμπύλη της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς συνόλου. Άλλες επίσης δημοφιλείς μέθοδοι είναι η μέση τιμή, η μέγιστη θέση του μεγίστου και η ελάχιστη θέση του μεγίστου.

### ***Μέθοδος αποσαφοποίησης MAXIMUM***

Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφοποίησης maximum, η διακριτή τιμή είναι αυτή που αντιστοιχεί στη μέγιστη τιμή συγγένειας του τελικού αποτελέσματος. Αν υπάρχουν

περισσότερες από μία τέτοιες τιμές, τότε λαμβάνεται ανάλογα με την περίπτωση είτε ο μέσος όρος τους (average-of-maximum) ή η μέγιστη τιμή τους (maximum-of-maximum) ή η ελάχιστη τιμή τους (minimum-of-maximum).

### ***Μέθοδος Cendroid***

Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφοποίησης cendroid, η διακριτή τιμή είναι αυτή που προκύπτει από το κέντρο βάρους της τελικής συνάρτησης συμμετοχής για την ασαφή παράμετρο εξόδου. Το κέντρο βάρους μιας επιφάνειας που ορίζεται από μια συνάρτηση  $f(t)$  και τους καρτεσιανούς άξονες, βρίσκεται στη θέση  $t$  που ορίζεται από τη σχέση:

$$t_{\kappa\beta} = \frac{\int t \cdot f(t) dt}{\int f(t) dt}$$

Στην περίπτωση διακριτού συνόλου αναφοράς, τα ολοκληρώματα στην παραπάνω σχέση αντικαθίστανται με διακριτό άθροισμα και γίνεται δειγματοληψία  $N$  σημείων στο σύνολο αναφοράς.

Ένα χαρακτηριστικό της μεθόδου αποσαφοποίησης cendroid είναι ότι στην περίπτωση που έχει γίνει σύνθεση αποτελεσμάτων από επιμέρους κανόνες και υπάρχουν τυχόν αλληλεπικαλυπτόμενες περιοχές, αυτές λαμβάνονται υπόψη μία μόνο φορά. Επίσης, στην περίπτωση που η συνάρτηση συμμετοχής είναι παντού 0, το αποτέλεσμα της αποσαφοποίησης ορίζεται κατά σύμβαση.

### ***Διαγραμματική μέθοδος επίλυσης***

Μία εναλλακτική προσέγγιση στην επίλυση προβλημάτων ασαφούς συλλογιστικής, είναι η διαγραμματική επίλυση. Αυτή επιτρέπει τη γρήγορη, αλλά προσεγγιστική εκτίμηση της τελικής λύσης χωρίς να απαιτεί όλους τους αριθμητικούς υπολογισμούς που παρουσιάστηκαν παραπάνω. Βασική προϋπόθεση για την εφαρμογή της μεθόδου είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής των παραμέτρων του προβλήματος να είναι συνεχείς καμπύλες και όχι σύνολο ζευγών.

### ***Συστήματα τύπου Sugeno***

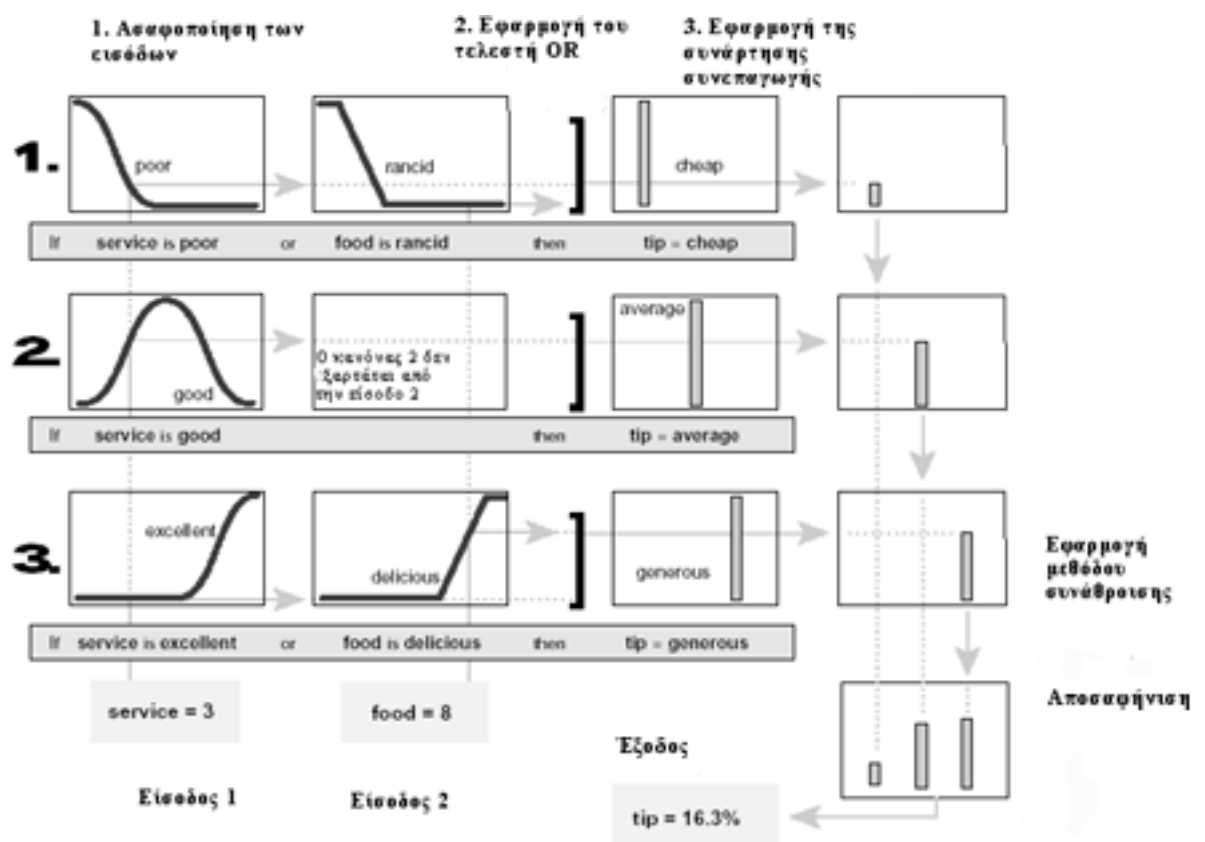
Παραπάνω έγινε αναφορά στα συστήματα Mamdani που είναι και τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα. Ωστόσο, υπάρχει και η μέθοδος Sugeno που εισήχθηκε το 1985 και έχει ομοιότητες με τη μέθοδο των συστημάτων Mamdani. Για παράδειγμα, τα 2 πρώτα βήματά της (ασαφοποίηση των εισόδων και εφαρμογή των τελεστών) είναι ακριβώς τα ίδια. Η κύρια διαφορά ανάμεσα στα δύο συστήματα έγκειται στο ότι οι

συναρτήσεις συμμετοχής στην έξοδο των συστημάτων Sugeno είναι μόνο γραμμικές ή σταθερές.

Ένας τυπικός ασαφής κανόνας σε συστήματα sugeno μηδενικής τάξης έχει την μορφή:

$$\text{if } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B \text{ then } z = k$$

όπου A και B είναι τα ασαφή σύνολα της προϋπόθεσης ενώ  $k$  είναι μια αριθμητική τιμή. Αφού η συνέπεια του κανόνα είναι μια σταθερά, τότε αυτό σημαίνει ότι το βήμα 3 εκφυλίζεται σε ένα απλό πολλαπλασιασμό ενώ το βήμα 4 καταλήγει να είναι η συγκέντρωση όλων των σταθερών.



Σχήμα 3.15: Τυπικοί κανόνες συστήματος sugeno μηδενικής τάξης

Ένα σύστημα sugeno πρώτης τάξης θα έχει κανόνες με τη γενική μορφή:

$$\text{if } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B \text{ then } z = p*x + q*y + r$$

όπου A και B είναι τα ασαφή σύνολα της προϋπόθεσης ενώ τα p,q,r είναι σταθερές.

Ένας τρόπος για να δούμε τα συστήματα πρώτης τάξης είναι να θεωρήσουμε ότι κάθε κανόνας προσδιορίζει τη θέση ενός κινούμενου singleton. Το singleton αυτό μπορεί να κινείται στο χώρο της εξόδου με γραμμικό τρόπο και η θέση του εξαρτάται από τις τιμές των εισόδων.

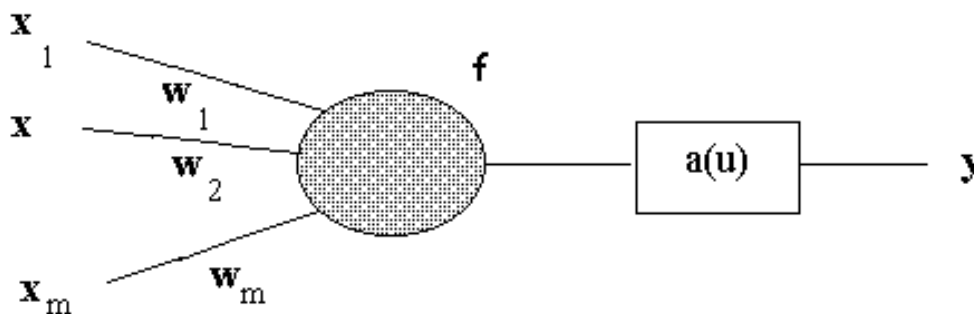
Συστήματα sugeno ανώτερης τάξης είναι εφικτά, όμως δεν προσφέρουν σημαντικές βελτιώσεις και ταυτόχρονα εισαγάγουν σημαντική πολυπλοκότητα.

### Νεύρο-ασαφή συστήματα

Στην ενότητα αυτή γίνεται αναφορά στα νεύρο-ασαφή συστήματα. Η δομική μονάδα των συστημάτων αυτών είναι οι ασαφείς νευρώνες.

#### Ασαφείς Νευρώνες

Οι ασαφείς νευρώνες έχουν τη μορφή που φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 3.16: Ασαφείς νευρώνες

Όπου :

$x_1, x_2, \dots, x_m$  οι είσοδοι του νευρώνα

$w_1, w_2, \dots, w_m$  τα βάρη των συνάψεων

$f$  η συνάρτηση συμμετοχής του νευρώνα

$a$  η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα

$y$  η έξοδος του νευρώνα

Οι ασαφείς νευρώνες διακρίνονται σε *νευρώνες συμμετοχής* και σε *λειτουργικούς νευρώνες*. Παρακάτω γίνεται αναφορά στα χαρακτηριστικά κάθε κατηγορίας ασαφών νευρώνων.

### Νευρώνες Συμμετοχής

Οι συνηθέστερες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής είναι η τριγωνική, η γκαουσιανή, η τραπεζοειδής, η κανονική κοκ. Οι παραπάνω συναρτήσεις συμμετοχής μπορούν να υλοποιηθούν με τη χρήση ενός νευρώνα. Η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να υλοποιηθεί θεωρώντας ότι ο νευρώνας δέχεται ως είσοδο το  $x$  και δίνει έξοδο  $A(x)$  απαιτώντας η συνάρτηση συμμετοχής του να έχει τη μορφή  $A$ . Αν δηλαδή υποθέσουμε ότι η συνάρτηση συμμετοχής είναι η κανονική, τότε για να υλοποιηθεί πρέπει η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι:

$$a(u) = \exp\left(-\frac{(u-m)^2}{\sigma^2}\right)$$

Όπου  $m$  κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής και  $\sigma$  το εύρος της.

### Λειτουργικοί Νευρώνες

Με τον ίδιο τρόπο μπορούν να υλοποιηθούν οι βασικές πράξεις των ασαφών συνόλων. Οι πράξεις αυτές στηρίζονται σε λειτουργίες όπως η  $\tau$ -νόρμα, η  $\sigma$ -νόρμα, το ασαφές συμπλήρωμα κλπ. Οι παραπάνω λειτουργίες μπορούν να αντικαταστήσουν τη συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα, αν θεωρήσουμε ότι οι είσοδοι δεν αθροίζονται πολλαπλασιασμένοι με βάρη, όπως στους κλασσικούς νευρώνες. Για την πετυχημένη εφαρμογή του αλγορίθμου μάθησης (π.χ. τον backpropagation αλγόριθμο αντίστροφης διάδοσης) θα πρέπει οι λειτουργίες να είναι παραγωγίσιμες.

Για την υλοποίηση των ασαφών λειτουργιών μπορούμε να επεκτείνουμε την έννοια της συνάρτησης μεταφοράς του νευρώνα. Στην περίπτωση αυτή ο νευρώνας δεν υλοποιεί το αναλυτικό γινόμενο της εισόδου με το διάνυσμα των βαρών, αλλά την πράξη της συγκεκριμένης ασαφούς λειτουργίας θεωρώντας ότι όλα τα βάρη είναι 1. Ως συνάρτηση συμμετοχής λαμβάνεται η :

$$a(u) = \begin{cases} 1, u > 1 \\ u, 0 \leq u \leq 1 \\ 0, u < 0 \end{cases}$$

## Συνθετικοί Νευρώνες

Παραπάνω έγινε αναφορά στη σύνθεση των ασαφών σχέσεων. Η πράξη της σύνθεσης αποτελεί μια γενίκευση της πράξης του αναλυτικού γινομένου των διανυσμάτων και υλοποιείται από τη συνάρτηση μεταφοράς  $f$  των νευρώνων. Η μορφή του νευρώνα είναι η ίδια και ορίζεται από τις εξισώσεις:

$$f = \underset{i \in N_m}{\text{union}} t(x_i, w_i)$$
$$y = a(u)$$

όπου  $\text{union}$  είναι μια σ-νόρμα και  $t$  είναι μια τ-νόρμα. Ως συνάρτηση ενεργοποίησης θεωρείται η συνάρτηση αναρρίχησης. Παρατηρείται ότι ο συνθετικός νευρώνας είναι μια γενίκευση του κλασσικού νευρώνα, αφού η πράξη της φραγμένης άθροισης, η οποία εξασφαλίζεται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης, είναι μια ειδική περίπτωση της φραγμένης ένωσης, ενώ το γινόμενο είναι μια ειδική περίπτωση της ασαφούς τομής.

## **VI. ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)**

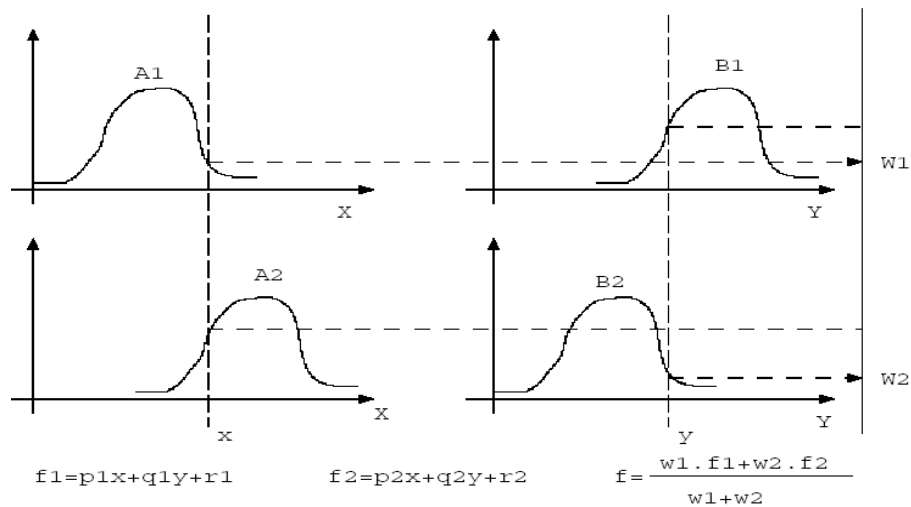
### **Εισαγωγή**

Η ενότητα αυτή είναι αφιερωμένη στην ανάλυση του μοντέλου ANFIS που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα. Αρχικά, θα δώσουμε έναν ορισμό του μοντέλου και θα παρουσιάσουμε τη δομή του. Στη συνέχεια θα εξετάσουμε κάθε επίπεδο του μοντέλου ξεχωριστά και θα παρουσιάσουμε τι είδους υπολογισμοί γίνονται σε κάθε επίπεδο.

### **Ορισμός**

Ένα νευρο-ασαφές σύστημα ορίζεται ως ένας συνδυασμός τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) και Ασαφούς Συστήματος Συμπερασμού (Fuzzy Inference System, FIS) κατά τέτοιο τρόπο ώστε ο αλγόριθμος εκμάθησης νευρωνικών δικτύων να χρησιμοποιείται για να καθορίσει τις παραμέτρους του FIS. Το Προσαρμοστικό Νεύρο-Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference System, ANFIS) είναι ένα σύστημα που ανήκει στην νευρο-ασαφή κατηγορία. Λειτουργικά, δεν υπάρχει σχεδόν κανένας περιορισμός στις συναρτήσεις κόμβων ενός προσαρμόσιμου (adaptive) δικτύου, εκτός από τμήματα που μπορούν να διαφοροποιηθούν (piecewise differentiability). Δομικά, ο μόνος περιορισμός της διαμόρφωσης δικτύων είναι ότι πρέπει να είναι τύπου πρόσθιας τροφοδότησης. Λόγω αυτού του μικρού περιορισμού, οι εφαρμογές του προσαρμόσιμου δικτύου είναι άμεσες και απέραντες σε διάφορους τομείς. Σε αυτό το τμήμα, προτείνουμε μια κατηγορία προσαρμόσιμων δικτύων, τα οποία είναι λειτουργικά ισοδύναμα με τα ασαφή συστήματα συμπερασμού.

Ο ασαφής μηχανισμός συμπερασμού παρουσιάζεται στο επόμενο σχήμα:



Σχήμα 3.17: Ασαφής Μηχανισμός Συμπερασμού

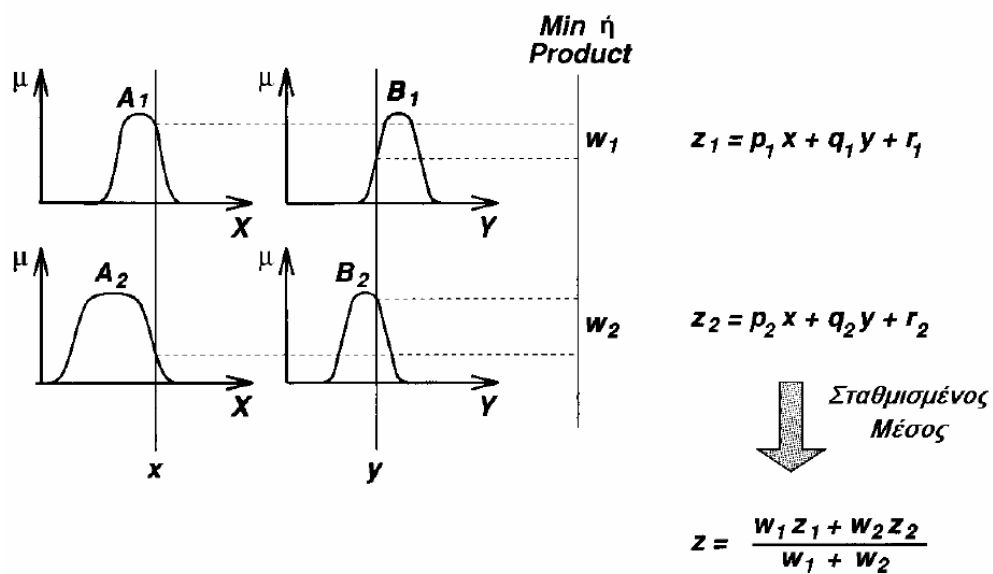
### Δομή Αρχιτεκτονικής του ANFIS

Ο αλγόριθμος ANFIS είναι από τους κυριότερους αλλά και ταυτόχρονα από τους πρώτους που εφαρμόστηκαν στο πεδίο της νευρο-ασαφούς προσέγγισης προβλημάτων. Θα παρουσιαστεί το δίκτυο υποθέτοντας ότι το πρόβλημα το οποίο έχει τεθεί προς ανάλυση έχει δύο εισόδους  $x$  και  $y$  και μία έξοδο  $z$ . Υποθέτοντας ότι επρόκειτο για ένα πρώτης τάξης μοντέλο sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rule base) θα μπορούσε να είναι η εξής:

Rule 1: If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule 2: If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

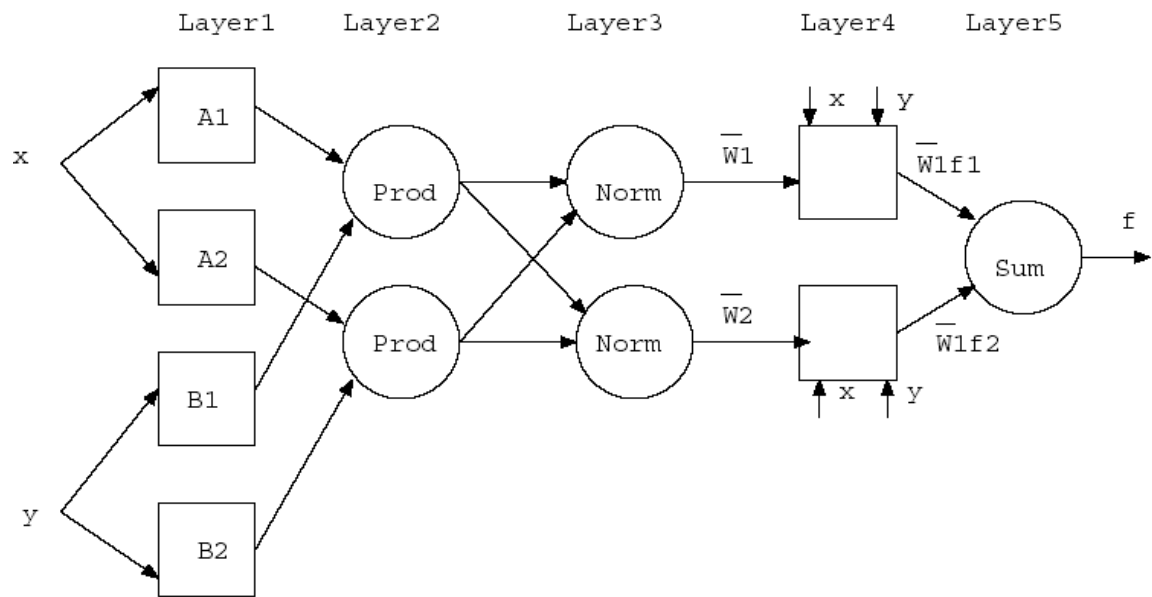
Το παρακάτω σχήμα δείχνει με απλό τρόπο τη διαδικασία συμπερασμού (inference procedure) του μοντέλου sugeno, στην περίπτωση όπου για t-operator έχουμε επιλέξει την τομή των δύο ασαφών συνόλων ( $A, B$ ), οπότε  $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]$ .



Σχήμα 3.18: Ασαφής Συλλογιστική (fuzzy reasoning)

Όπως γίνεται φανερό, η έξοδος  $z$  του πρωτοβάθμιου μοντέλου Sugeno είναι ένας σταθμικός μέσος όρος.

Η αντίστοιχη αναπαράσταση του δικτύου ANFIS παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 3.19: Αρχιτεκτονική δομή ANFIS

Ο κάθε κόμβος και το κάθε επίπεδο του ANFIS έχει μία ιδιαίτερη χρήση, όπως αναλύεται στη συνέχεια.

**Επίπεδο 1:** Οι κόμβοι του πρώτου επιπέδου εμφανίζουν τη συμπεριφορά που χαρακτηρίζει τους νευρώνες των νευρωνικών δικτύων. Σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου:

$$O_i^1(x) = \mu_{A_i}(x)$$

όπου  $x$  είναι η είσοδος στον κόμβο  $i$  και  $A_i$  είναι η γλωσσική ταμπέλα (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου.

Με άλλα λόγια, το  $O_i$  είναι ο βαθμός συμμετοχής του  $A_i$  και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος  $x$  ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή  $A_i$ . Συνήθως επιλέγεται το  $\mu_{A_i}(x)$  σε σχήμα καμπάνας με το μέγιστο ίσο με 1 και το ελάχιστο ίσο με 0, όπως η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}$$

όπου  $a_i, b_i, c_i$  είναι το σύνολο παραμέτρων.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλλουν ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για τη γλωσσική ταμπέλα. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως *αρχικοί παράμετροι (premise parameters)*  $A_i$ .

**Επίπεδο 2:** Κάθε κόμβος στο επίπεδο αυτό είναι ένας πολλαπλασιαστής (για αυτό και συμβολίζεται με το γράμμα  $\Pi$ ) και έχει ως ρόλο την εκτέλεση του πολλαπλασιασμού των σημάτων εξόδου του πρώτου επιπέδου:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y), i=1,2$$

Η κάθε έξοδος αυτού του επιπέδου αντιστοιχεί στην ισχύ ενεργοποίησης (firing strength) του κάθε κανόνα. Πρέπει να αναφέρουμε ότι εκτός του γινομένου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε οποιαδήποτε πράξη από τις αποδεκτές της ασαφούς λογικής που υλοποιούν την πράξη AND.

**Επίπεδο 3:** Κάθε κόμβος στο τρίτο επίπεδο επιτελεί με τη σειρά του τη λειτουργία που δεν επιδέχεται ρυθμίσεις. Ο  $i$ -κόμβος του επιπέδου υπολογίζει απλώς το πηλίκο της ισχύος του  $i$ -κανόνα ως προς το άθροισμα όλων των άλλων firing strengths που αντιστοιχούν στους:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i=1,2$$

Για ευκολία, οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

**Επίπεδο 4:** Κάθε κόμβος  $i$  στο τέταρτο επίπεδο είναι ένας κόμβος, ο οποίος υπόκειται στη διαδικασία μάθησης. Η διαδικασία που εκτελεί είναι η εξής:

$$O_i^4 = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x + q_i * y + r_i)$$

Όπου  $w_i$  η έξοδος του επιπέδου 3 και  $\{p_i, q_i, r_i\}$  το σύνολο παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως *επακόλουθοι* (*consequent parameters*).

**Επίπεδο 5:** Ο μοναδικός κόμβος που υπάρχει στο τελευταίο επίπεδο, είναι ένας κυκλικός κόμβος που συμβολίζεται με το γράμμα της πρόσθεσης Sum, και αποτελεί το επίπεδο εξόδου, αναλαμβάνει το καθήκον του υπολογισμού της εξόδου της μηχανής ασαφούς συμπερασμού μέσω της συνάθροισης όλων των εισερχόμενων σημάτων. Συγκεκριμένα έχουμε:

$$Overall\ output = O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i * f_i = \frac{\sum_i w_i * f_i}{\sum_i w_i}$$

## 4. Δεδομένα και εφαρμογή του ANFIS

---

### I. Επεξεργασία δεδομένων

Τα δεδομένα της έρευνας συλλέχτηκαν με τη χρήση ερωτηματολογίων από 167 ξενοδοχειακές επιχειρήσεις ανά την Ελλάδα που έχουν λανσάρει κάποια νέα υπηρεσία. Από αυτές, τριάντα επιχειρήσεις έχουν αποτύχει στην ανάπτυξη μίας νέας υπηρεσίας, έχουν ταξινομηθεί στην ομάδα *αποτυχημένων* προϊόντων και συμβολίζονται με 1. Οι υπόλοιπες 137, οι οποίες επιτυχώς έχουν προωθήσει νέες υπηρεσίες, έχουν ταξινομηθεί στην ομάδα των *επιτυχημένων* και συμβολίζονται με 0.

Δεν υπάρχει κάποιος καθιερωμένος τρόπος διαχωρισμού των δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου. Συνήθως στην μοντελοποίηση υπάρχουν δύο βασικές ομάδες, τα δεδομένα *εκπαίδευσης* και τα δεδομένα *αξιολόγησης*. Τα δεδομένα της πρώτης ομάδας χρησιμοποιούνται με σκοπό να μάθει το μοντέλο πώς να «σκέφτεται», ενώ τα δεδομένα αξιολόγησης αποσκοπούν στην εκτίμηση της εγκυρότητας του μοντέλου. Απαραίτητο κρίνεται να σημειωθεί πως τα δεδομένα αξιολόγησης δεν συμμετέχουν ποτέ στη διαδικασία εκπαίδευσης, όταν το μοντέλο εκπαιδεύεται. Η χρήση τους γίνεται καθαρά για λόγους σύγκρισης και εκτίμησης του αποτελέσματος. Η αναλογία διαχωρισμού των δεδομένων είναι 0.5. Αυτό συνεπάγεται πως σχεδόν το 50% των δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση (84 δείγματα), ενώ το υπόλοιπο 50% (83 δείγματα) χρησιμοποιείται για να αξιολογηθεί το μοντέλο. Ο αριθμός των αποτυχημένων δειγμάτων στα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ίσος με τον αριθμό των αποτυχημένων δειγμάτων στα δεδομένα αξιολόγησης, δηλαδή 15 από τα 30 αποτυχημένα δείγματα περιλαμβάνονται στα δεδομένα εκπαίδευσης και τα υπόλοιπα 15 περιλαμβάνονται στα δεδομένα αξιολόγησης. Η προτεινόμενη μέθοδος διαχωρισμού των δεδομένων εξασφαλίζει πως το δείγμα εκπαίδευσης και το δείγμα αξιολόγησης έχουν ισόποσες πιθανότητες για αποτυχία ή επιτυχία μίας νέας υπηρεσίας. Αυτή η μέθοδος είναι ιδιαίτερα σημαντική όταν ο αριθμός των αποτυχημένων δειγμάτων είναι μικρός, όπως στην περίπτωση μας.

Κάθε ερωτηματολόγιο αποτελείται από είκοσι μεταβλητές (ερωτήσεις) οι οποίες χωρίζονται σε εκατόν σαράντα υπό-μεταβλητές. Οι απαντήσεις σε κάθε ερώτηση γίνονται με βάση την κλίμακα Likert (1 έως 5). Τα ερωτηματολόγια συμπληρώθηκαν από τους διευθυντές των επιχειρήσεων που συμμετείχαν στην έρευνα. Στον Πίνακα 3 παρουσιάζονται οι μεταβλητές και οι υπό-μεταβλητές.

Οι ερωτήσεις έχουν προσδιοριστεί, με βάση τη διεθνή βιβλιογραφία, ως οι πιο αξιόπιστες μεταβλητές για την αξιολόγηση της επιτυχίας μίας νέας υπηρεσίας. Οι μεταβλητές της ομάδας E (E1-E16) αναφέρονται στις διαδικασίες που απαιτούνται για την ανάπτυξη μίας νέας υπηρεσίας. Πιο συγκεκριμένα:

- ✓ Στρατηγική Εστίαση Έργου: αφορά τον καθορισμό των στόχων καθώς και τον τρόπο επίτευξής τους.

- ✓ Γέννηση Ιδέας: αναφέρεται στον τρόπο προέλευσης της ιδέας καθώς και στο αν συμμετείχαν καταναλωτές και εργαζόμενοι σε αυτή.
- ✓ Αρχικός Διαχωρισμός Ιδεών: όπου κατατάσσονται οι αποφάσεις σε ομαδικές ή ατομικές.
- ✓ Προκαταρκτική Αξιολόγηση Αγοράς: επρόκειτο για τις διαδικασίες προκαταρκτικής αξιολόγησης της αγοράς και το κατά πόσο αυτές εκτελέστηκαν σωστά.
- ✓ Προκαταρκτική Τεχνική Αξιολόγηση: εξετάζεται ο τρόπος σύμφωνα με τον οποίο εκτελέστηκε η παραπάνω διαδικασία.
- ✓ Έρευνα Αγοράς: αναφέρεται στην εγκυρότητα της διαδικασίας έλεγχου της κατάστασης της αγοράς.
- ✓ Επιχειρηματική Οικονομική Ανάλυση: ελέγχει την οικονομική μελέτη που έχει πραγματοποιήσει η επιχείρηση για το περιβάλλον στο οποίο θα δραστηριοποιηθεί.
- ✓ Δημιουργία δυσλειτουργικής Ομάδας: αφορά τον καθορισμό μίας ομάδας η οποία έχει υπ' ευθύνη της το έργο καθόλη τη διάρκεια εξέλιξης του.
- ✓ Σχεδιασμός και Ανάπτυξη της νέας Υπηρεσίας: πρόκειται για το πόσο προετοιμασμένη είναι η εταιρία να προβεί σε αυτή την ενέργεια.
- ✓ Διαδικασία: όπου αμφισβητείται και επαναπροσδιορίζεται η διαδικασία ανάταξης της υπηρεσίας.
- ✓ Σχεδιασμός και Έλεγχος των Συστημάτων: έχει σχέση με τον έλεγχο της καταλληλότητας της νέας υπηρεσίας προτού βγει στην αγορά.
- ✓ Εκπαίδευση Προσωπικού: περιλαμβάνει κάθε απαιτούμενη ενέργεια για να ενημερωθεί το προσωπικό σχετικά με το νέο προϊόν.
- ✓ Δοκιμαστική Πώληση: όπου πρόκειται για μία πιλοτική δοκιμή της νέας υπηρεσίας σε καθορισμένο τμήμα πελατών και γεωγραφική περιοχή.
- ✓ Επιχειρηματική Ανάλυση πριν την Προώθηση: όπου το μάρκετινγκ και τα οικονομικά στοιχεία εξετάζονται πριν το άνοιγμα στην αγορά.
- ✓ Πλήρης Προώθηση στην Αγορά: όπου το σχέδιο προώθησης τίθεται σε εφαρμογή και εξετάζεται το κατά πόσον χρησιμοποιήθηκαν επαρκώς όλα τα δυνατά μέσα.
- ✓ Ανασκόπηση μετά την Προώθηση και Ανάλυση: εξετάζεται μεταγενέστερα κατά πόσον ήταν αποτελεσματική η προώθηση της νέας υπηρεσίας.

Οι μεταβλητές της ομάδας ΣΤ ασχολούνται με τους οργανωτικούς παράγοντες της επιχείρησης, όπως την προσωπικότητα των στελεχών διοίκησης και τη λειτουργία των δια-λειτουργικών ομάδων μεταξύ των τμημάτων της επιχείρησης. Η ομάδα Ζ περιλαμβάνει διαδικασίες και αποφάσεις σχετικά με την κατανομή των πόρων (άνθρωποι, χρόνος, χρήματα) σε όλα τα στάδια εξέλιξης μίας υπηρεσίας. Στην ομάδα Η παρουσιάζεται η σχέση των υπηρεσιών με την αγορά στην οποία προσφέρονται. Τέλος, στην ομάδα Θ (ΤΗ) γίνεται αναφορά για την εικόνα που θα δημιουργήσει η νέα υπηρεσία στην εικόνα της εταιρίας, το ανταγωνιστικό της πλεονέκτημα στην αγορά, την υποστήριξη της διοίκησης όσο αφορά την προώθησή της, τη συμπεριφορά των καταναλωτών καθώς και το πόσο αυτή ανταποκρίνεται στις ανάγκες του εν δυνάμει αγοραστή.

Πίνακας 3: Μεταβλητές εισόδου και οι υπό-μεταβλητές τους

Αριθμός	Συμβολισμός μεταβλητών	Ονομασία μεταβλητών	Αριθμός υπό-μεταβλητών
	E		
1	E1	Στρατηγική Εστίαση Έργου	6
2	E2	Γέννηση Ιδέας	5
3	E3	Αρχικός Διαχωρισμός Ιδεών	4
4	E4	Προκαταρκτική Αξιολόγηση Αγοράς	9
5	E5	Προκαταρκτική Τεχνική Αξιολόγηση	4
6	E6	Έρευνα Αγοράς	8
7	E7	Επιχειρηματική Οικονομική Ανάλυση	8
8	E8	Δημιουργία δυσλειτουργικής Ομάδας	4
9	E9	Σχεδιασμός και Ανάπτυξη της νέας Υπηρεσίας	4
10	E10	Διαδικασία	4
11	E11	Σχεδιασμός και Έλεγχος των Συστημάτων	4
12	E12	Εκπαίδευση Προσωπικού	4
13	E13	Δοκιμαστική Πώληση	2
14	E14	Επιχειρηματική Ανάλυση πριν την Προώθηση	3
15	E15	Πλήρης Προώθηση στην Αγορά	6
16	E16	Ανασκόπηση μετά την Προώθηση και Ανάλυση	4
17	ΣΤ	Οργάνωση	10
18	Z	Κατανομή των Πόρων	5
19	H	Δυνατότητα Αγοράς	2
20	Θ	Συνέργια Αγοράς	7
Total	20		104

Αρχικά, υπολογίζεται η μέση τιμή των υπό-μεταβλητών της κάθε μεταβλητής από την E1 έως την E16. Στη συνέχεια εκτιμάται η μέση τιμή των ίδιων των μεταβλητών από την E1 έως την E16. Ακολουθεί η εύρεση του μέσου όρου των υπό-μεταβλητών των μεταβλητών ΣΤ, Z, H και Θ. Κατά συνέπεια, πλέον υπάρχουν πέντε μεταβλητές εισόδου (E, ΣΤ, Z, H και Θ) καθεμία από τις οποίες αντιπροσωπεύει τον μέσο όρο τιμών των υπό-μεταβλητών της.

## II. Επιλογή μεταβλητών εισόδου

Κατά την διαδικασία εφαρμογής του ANFIS στην ανάπτυξη ενός νεύρο-ασαφούς συστήματος συμπερασμού ικανού να προβλέψει την επιτυχία μίας νεοεισερχόμενης υπηρεσίας στον τομέα του τουρισμού, σημειώθηκαν δύο προβλήματα που χρήζουν αντιμετώπισης.

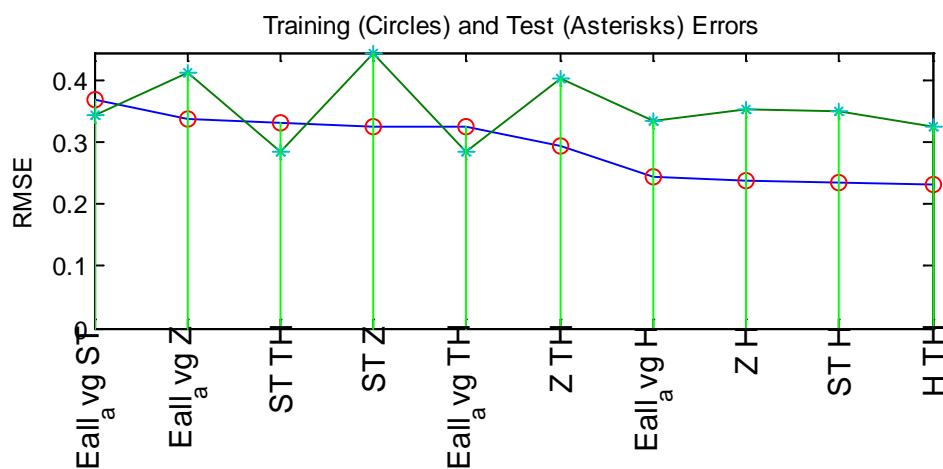
Το πρώτο πρόβλημα παρουσιάζεται στον αριθμό των δειγμάτων των δεδομένων και πιο συγκεκριμένα στην έλλειψη αυτών. Για ένα πρόβλημα μίας εισόδου και μεσαίου βαθμού δυσκολίας (πολυπλοκότητας), συνήθως απαιτούνται 10 δείγματα για να προκύψουν έγκυρα αποτελέσματα. Για ένα πρόβλημα με δύο εισόδους, απαιτούνται  $10^2 = 100$  δεδομένα για να υπάρξει αξιόπιστη μοντελοποίηση. Κατά συνέπεια, για ένα πρόβλημα με 5 εισόδους, όπως αυτό που εξετάζεται στην προκειμένη έρευνα, χρειάζονται  $10^5 = 100.000$  δείγματα. Όμως, ένας τέτοιος αριθμός παρατηρήσεων είναι απαγορευτικός για ένα κοινό πρόβλημα μοντελοποίησης. Δεδομένου ότι μόλις 167 δεδομένα είναι διαθέσιμα, κάτι το οποίο αντιστοιχεί σε 1,6 δεδομένα δείγματος για πρόβλημα μίας εισόδου, η χρήση αυτών των δεδομένων δεν επαρκεί για αποτελεσματική αξιολόγηση. Το συγκεκριμένο πρόβλημα έλλειψης δεδομένων θεωρείται σύνηθες φαινόμενο σε τέτοια πολυμεταβλητά προβλήματα.

Μία λύση του προβλήματος αυτού είναι ο διαχωρισμός του δείγματος σε δύο κατηγορίες, στα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα εκτίμησης. Η πρώτη κατηγορία χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ τα δεδομένα εκτίμησης αποσκοπούν στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του μοντέλου. Αυτό έχει ως συνέπεια το προτεινόμενο μοντέλο να μην έχει επηρεαστεί με προκατάληψη από τα δεδομένα και είναι πιθανό να έχει καλύτερη ικανότητα γενίκευσης σε νέα δεδομένα.

Το δεύτερο πρόβλημα συναντάται στον διαχωρισμό του εύρους των μεταβλητών εισόδων. Η διαίρεση του εύρους των μεταβλητών σε υπομήκηματα είναι ο πιο συνηθισμένος τρόπος διαχωρισμού των δεδομένων. Παρόλα αυτά, για ένα πρόβλημα με 5 εισόδους, η διαίρεση του εύρους δημιουργεί τουλάχιστον  $2^5 = 32$  κανόνες, κάτι το οποίο οδηγεί σε  $(5+1) \times 32 = 192$  γραμμικές παραμέτρους για τη χρήση ενός πρώτου βαθμού ασαφούς Sugeno μοντέλου. Αυτό συνεπάγεται υπερβολικό αριθμό παραμέτρων, οι οποίες για να υπολογιστούν σωστά χρειάζονται μεγάλο αριθμό δεδομένων τα οποία δεν διατίθενται. Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα είτε θα χρησιμοποιηθούν στην μοντελοποίηση ορισμένες μόνο από τις πέντε εισόδους, είτε μπορούμε να επιλέξουμε την δενδρική μέθοδο υποδιαίρεσης του εύρους των μεταβλητών.

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε μία μέθοδος μείωσης των εισόδων (μεταβλητών) με την οποία μόνο δύο είσοδοι λαμβάνονται υπόψη για τη δημιουργία του προτεινόμενου μοντέλου. Αυτό επιτυγχάνεται με την εφαρμογή μίας μεθόδου, η οποία χρησιμοποιεί κυκλικά όλες τις μεταβλητές και δημιουργεί  $C=10$  νεύρο-ασαφή μοντέλα τα οποία εκπαιδεύονται από το ANFIS, όπως αυτό παρουσιάζεται στην εργαλειοθήκη της ασαφούς λογικής της Matlab. Το ANFIS χρησιμοποιεί τεχνικές

επαναληπτικής βελτιστοποίησης για να προσαρμόσει τις παραμέτρους στα δεδομένα, πράγμα το οποίο σημαίνει πώς όσες περισσότερες είναι οι παράμετροι, τόσο περισσότερος υπολογιστικός χρόνος απαιτείται. Με σκοπό να αντιμετωπιστεί η δυσκολία αυτή, εφαρμόζεται μία μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων στον εσωτερικό βρόχο του ANFIS. Έτσι, λαμβάνεται υπόψη μία μόνο επανάληψη η οποία συνήθως είναι αρκετή για να δείξει πόσο καλά θα αποδώσει το μοντέλο μετά από εκτεταμένη εκπαίδευση μεγάλου αριθμού επαναλήψεων. Βασιζόμενοι σε αυτή την εμπειρική παρατήρηση του Jung (1977), δημιουργήσαμε 10 νεύρο-ασαφή μοντέλα τα οποία εκπαιδεύτηκαν με μία μόνο επανάληψη.



Σχήμα 4.1: Δέκα νεύρο-ασαφή μοντέλα ANFIS εκπαιδευμένα με μία μόνο επανάληψη

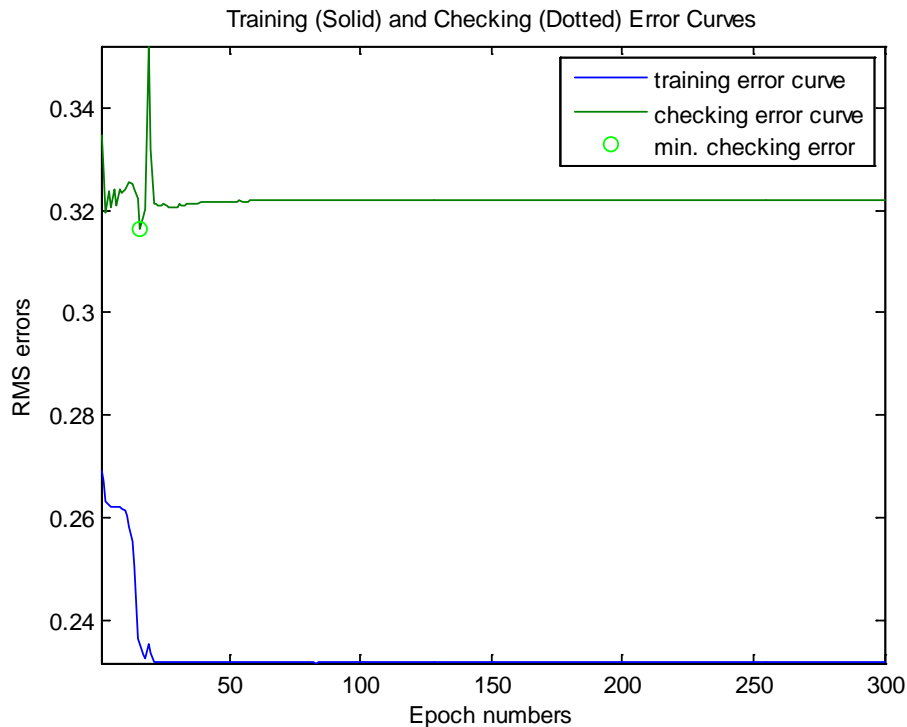
Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο σχήμα 4.1 με τις δύο γραμμές να αντιπροσωπεύουν τη ρίζα του τετραγώνου του μέσου σφάλματος (RMSE) εκπαίδευσης (μπλε γραμμή με κύκλους) και αξιολόγησης (πράσινη γραμμή με αστερίσκο). Στη συνέχεια, τα ίδια μοντέλα ταξινομούνται με βάση το σφάλμα εκπαίδευσης από το υψηλότερο (αριστερά του διαγράμματος) στο μικρότερο (δεξιά του διαγράμματος). Οι τιμές των σφαλμάτων για τα 10 μοντέλα ANFIS παρουσιάζονται στον Πίνακα 4. Στην πρώτη στήλη εμφανίζονται τα 10 μοντέλα που εκπαιδεύτηκαν με μία επανάληψη. Στην δεύτερη στήλη παρατίθενται οι συνδυασμοί ανά δύο των μεταβλητών εισόδου του κάθε μοντέλου, ενώ στην τελευταία παρουσιάζονται οι τιμές του σφάλματος για κάθε ένα μοντέλο.

Πίνακας 4: Σφάλματα των δέκα μοντέλων με τις δύο διαφορετικές εισόδους

Μοντέλο	Μεταβλητές εισόδου	RMSE
Μοντέλο1	H,Θ	0.2321
Μοντέλο 2	Z,Θ	0.2338
Μοντέλο 3	Z, H	0.2376
Μοντέλο 4	ΣΤ, Θ	0.2425
Μοντέλο 5	ΣΤ, H	0.2925
Μοντέλο 6	ΣΤ, Z	0.3241
Μοντέλο 7	E, Θ	0.3256
Μοντέλο 8	E, H	0.3292
Μοντέλο 9	E, Z	0.3376
Μοντέλο 10	E, ΣΤ	0.3665

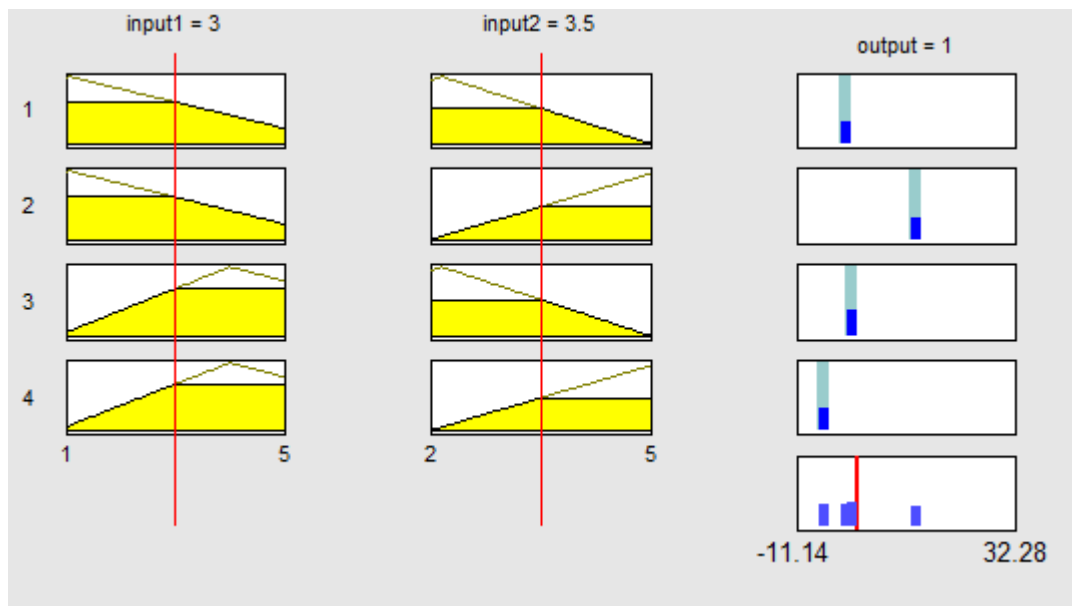
Το μοντέλο με την καλύτερη απόδοση είναι εκείνο με το χαμηλότερο RMSE (0.2321) και λαμβάνει υπόψη ως εισόδους τις μεταβλητές “H” και “Θ” (TH), δηλαδή τη «Δυνατότητα της Αγοράς» και τη «Συνέργεια της Αγοράς» αντίστοιχα. Σε αυτή την περίπτωση και οι δύο γραμμές σφάλματος παρουσιάζονται να είναι συνεπείς (πτωτική τάση σφάλματος προς τα δεξιά του διαγράμματος). Κάτι τέτοιο φανερώνει πως το δείγμα εκπαίδευσης και αξιολόγησης ήταν εξίσου καταναμημένα σε όλο το αρχικό δείγμα.

Το μοντέλο με τις δύο αυτές εισόδους βελτιώνεται περαιτέρω με εκτεταμένο αριθμό επαναλήψεων εκπαίδευσης που ανέρχεται στις 300.



Σχήμα 4.2: Σφάλμα εκπαίδευσης κατά την περαιτέρω εκπαίδευση για 300 επαναλήψεις

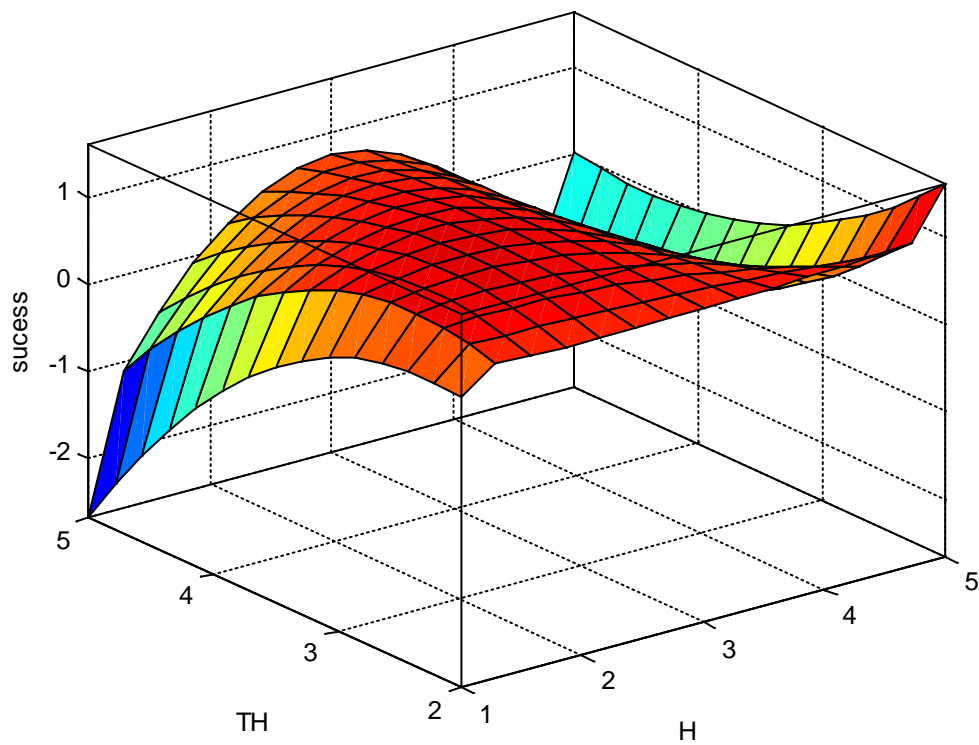
Το σχήμα 4.2 απεικονίζει την εξέλιξη της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος όταν το μοντέλο εκπαιδεύεται πέρα από τη μία επανάληψη (όπως πραγματοποιήθηκε παραπάνω) και συγκεκριμένα για 300 επαναλήψεις. Το σφάλμα εκπαίδευσης (μπλε γραμμή) μειώνεται σταδιακά μέχρι ένα σημείο όπου δεν μπορεί να μειωθεί περαιτέρω, οπότε παραμένει σταθερό. Το σφάλμα αξιολόγησης (πράσινη γραμμή) μετά από μία μικρή μείωση, αυξάνεται και αμέσως μετά μειώνεται έως ότου σταθεροποιηθεί. Ο πράσινος κύκλος δίνει το ελάχιστο σφάλμα αξιολόγησης. Περαιτέρω εκπαίδευση χρησιμοποιώντας μεγαλύτερο αριθμό επαναλήψεων, όπως προκύπτει και από το διάγραμμα, δεν θα μειώσει το σφάλμα. Η επιπλέον αυτή εκπαίδευση του μοντέλου με τις δύο επιλεγμένες εισόδους που δίνει το μικρότερο σφάλμα, επιβεβαιώνει την ορθότητα της επιλογής των δύο συγκεκριμένων εισόδων για το προτεινόμενο μοντέλο.



Σχήμα 4.3: Απεικόνιση του συστήματος κανόνων του προτεινόμενου μοντέλου

Το σχήμα 4.3 απεικονίζει τους τέσσερις κανόνες των δύο εισόδων του νευρο-ασαφούς συστήματος. Σύμφωνα με το σχήμα, δεδομένου ενός δείγματος με τιμή εισόδου 1 που ισούται με 3 και με μία τιμή εισόδου 2 που ισούται με 3,5, τότε η έξοδος θα είναι ο αριθμός 1, ο οποίος αντιστοιχεί στην κατάταξη του δείγματος στις αποτυχημένες προσπάθειες εισαγωγής νέων προϊόντων στην αγορά.

Μεταβάλλοντας την κάθετη κόκκινη γραμμή και στις δύο εισόδους, μεταβάλλεται και η έξοδος του μοντέλου (στην ομάδα 1 ή 0). Η μετατόπιση της κόκκινης γραμμής στο γραφικό περιβάλλον της Matlab μπορεί να πραγματοποιηθεί σύροντας τη γραμμή (με το ποντίκι) ή εισάγοντας στο αντίστοιχο παράθυρο την τιμή της εισόδου 1 και 2.



Σχήμα 4.4: Τρισδιάστατη επιφάνεια των εισόδων και της εξόδου

Το σχήμα 4.4 αναπαριστά τρισδιάστατα την επιφάνεια που συσχετίζει τις δύο εισόδους (την  $H$  = δυνατότητα της αγοράς και την  $TH$  = συνέργεια της αγοράς) με την έξοδο (επιτυχία ή αποτυχία του προϊόντος). Η επιφάνεια είναι μη γραμμική και αυξάνεται ομαλά προς την πάνω δεξιά πλευρά.

## 5. Εμπειρικά αποτελέσματα

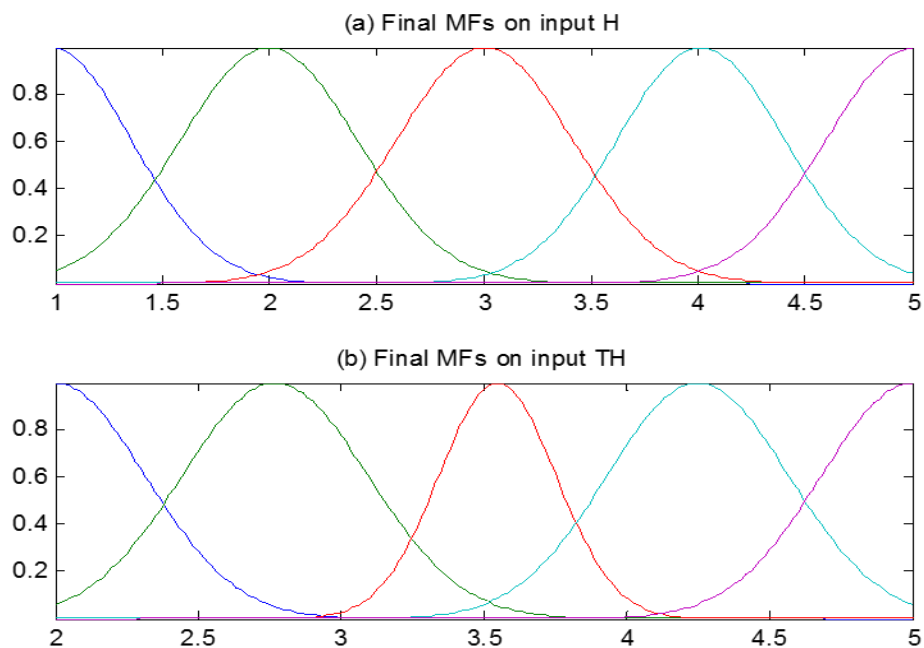
---

Υπάρχουν πολλοί τρόποι μέτρησης της απόδοσης ενός μοντέλου ταξινόμησης ή πρόβλεψης. Η απόδοση εξαρτάται κάθε φορά από τον εκάστοτε τομέα εφαρμογής, καθώς και τους εκάστοτε στόχους. Στην έρευνά αυτή, όπως έχει αναφερθεί και σε προηγούμενο κεφάλαιο, η εξαρτημένη μεταβλητή  $y$  ταξινομείται ως 0 όταν μία καινούρια υπηρεσία λανσάρεται επιτυχώς, ενώ ταξινομείται ως 1 όταν η νέα υπηρεσία αποτυγχάνει. Στο σύνολο των δεδομένων υπάρχουν 30 περιπτώσεις αποτυχημένων υπηρεσιών, όπου  $y=1$ . Οι ακόλουθες μετρήσεις αποσκοπούν στην εκτίμηση της εγκυρότητας του προτεινόμενου μοντέλου:

- ❖ Ψευδώς Θετικό (ΨΘ) ή σφάλμα Τύπου I, παρατηρείται όταν η εξαρτημένη μεταβλητή ταξινομείται λανθασμένα στην ομάδα 1 (αποτυχία), όταν  $\hat{y} = 1$  όταν  $y = 0$ . Δηλαδή, μία πετυχημένη υπηρεσία κατατάσσεται στις αποτυχημένες [ $\Lambda\Theta = (\text{ο αριθμός των λάθος θετικών} / \text{ο αριθμός των δειγμάτων της ομάδας 0}) * 100$ ].
- ❖ Ψευδώς Αρνητικό (ΨΑ) ή σφάλμα Τύπου II, σημειώνεται όταν η εξαρτημένη μεταβλητή ταξινομείται λανθασμένα στην ομάδα 0 (επιτυχία), όπου  $\hat{y} = 0$  όταν  $y = 1$ . Δηλαδή, μία αποτυχημένη υπηρεσία κατατάσσεται στις επιτυχημένες [ $\Lambda\text{A} = (\text{ο αριθμός των λάθος αρνητικών} / \text{ο αριθμός των δειγμάτων της ομάδας 1}) * 100$ ].
- ❖ Το μέσο σταθμικό σφάλμα είναι ο μέσος όρος των παραπάνω δύο λαθών με συντελεστή στάθμισης 0,5 [ $(\text{λάθος θετικό} * 0,5 + \text{λάθος αρνητικό} * 0,5) * 100$ ].
- ❖ Αληθώς Θετικό (ΑΘ) ή η ακρίβεια της ομάδας 0 [ $\text{A}\Theta = (\text{ο αριθμός των αληθές θετικών} / \text{ο αριθμός των δειγμάτων της ομάδας 0}) * 100$ ].
- ❖ Αληθώς Αρνητικό (ΑΑ) ή η ακρίβεια της ομάδας 1 [ $\text{A}\text{A} = (\text{ο αριθμός των αληθές αρνητικών} / \text{ο αριθμός των δειγμάτων της ομάδας 1}) * 100$ ].
- ❖ Σταθμισμένη ακρίβεια και των δύο ομάδων [ $(\text{αληθώς θετικό ομάδας 0} * 0,5 + \text{αληθώς αρνητικό ομάδας 1} * 0,5) * 100$ ].
- ❖ Γενική ακρίβεια [ $(\text{αληθώς θετικό ομάδας 0} + \text{αληθώς αρνητικό ομάδας 1} / \text{αριθμός των δειγμάτων αξιολόγησης}) * 100$ ], το οποίο υπολογίζει το ποσοστό όλων των νέων υπηρεσιών που ταξινομήθηκαν σωστά.
- ❖ Δείκτης Odds (ΔΟ)  $= (\text{A}\Theta / \Psi\Theta) / (\text{A}\text{A} / \Psi\text{A}) = (\text{A}\Theta * \Psi\text{A}) / (\Psi\text{A} * \text{A}\text{A})$ . Ο δείκτης Odds δείχνει την πιθανότητα μίας υπηρεσίας να ταξινομηθεί σωστά στην ομάδα 0 έναντι της πιθανότητας να ταξινομηθεί λάθος.

- ✓ Όταν ο δείκτης είναι μεγαλύτερος από το 1, τότε η υπηρεσία έχει περισσότερες πιθανότητες να ταξινομηθεί σωστά στην ομάδα 0.
- ✓ Όταν ο δείκτης ισούται με 1, τότε υπάρχουν ίσες πιθανότητες μία υπηρεσία να ταξινομηθεί σωστά και στις δύο ομάδες.
- ✓ Όταν ο δείκτης είναι μικρότερος του 1, αυτό συνεπάγεται πως μία υπηρεσία έχει λιγότερες πιθανότητες να ταξινομηθεί σωστά στην κλάση 0 (Shawe-Taylor and Cristianini, 2004; Schölkopf and Smola, 2002).

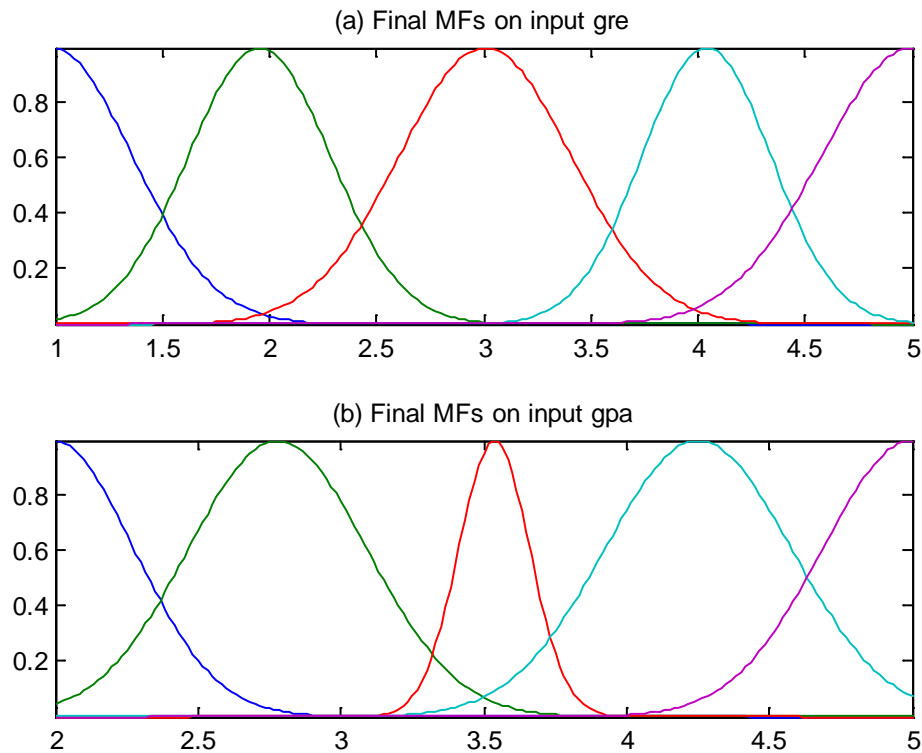
Δεδομένου ότι όλες οι μεταβλητές εισόδου έχουν μετρηθεί με βάση την κλίμακα Likert 5 σημείων, αρχικά επιλέγονται πέντε συναρτήσεις συμμετοχής με μέση τιμή 1, 2, 3, 4 και 5 που αντιστοιχούν στις γλωσσικές μεταβλητές πολύ λίγο, λίγο, μέτριο, υψηλό, πολύ υψηλό αντίστοιχα. Η μεταβλητή εξόδου του προτεινόμενου μοντέλου λαμβάνει δύο τιμές: «επιτυχία» ή «αποτυχία». Κατά συνέπεια, εφαρμόζεται μία σταθερή συνάρτηση συμμετοχής που λαμβάνει τιμές 0 και 1. Με τη μέθοδο «δοκιμής και λάθους» και χρησιμοποιώντας σε κάθε δοκιμή διαφορετικό τύπο συνάρτησης συμμετοχής, επιλέχτηκε ως πιο κατάλληλη η Gaussian, επειδή δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα.



Σχήμα 5.1: Αρχική μορφή των πέντε συναρτήσεων συμμετοχής για κάθε μία από τις δύο μεταβλητές εισόδου, πριν την εκπαίδευση

Το σχήμα 5.1 παρουσιάζει την μορφή των 5 Gaussian συναρτήσεων συμμετοχής για την κάθε μία από τις δύο εισόδους πριν ξεκινήσει η εκπαίδευση του

προτεινόμενου μοντέλου. Οι συναρτήσεις που απεικονίζονται από αριστερά προς τα δεξιά του σχήματος, αντιστοιχούν στις γλωσσικές μεταβλητές πολύ λίγο, λίγο, μέτριο, υψηλό, πολύ υψηλό.



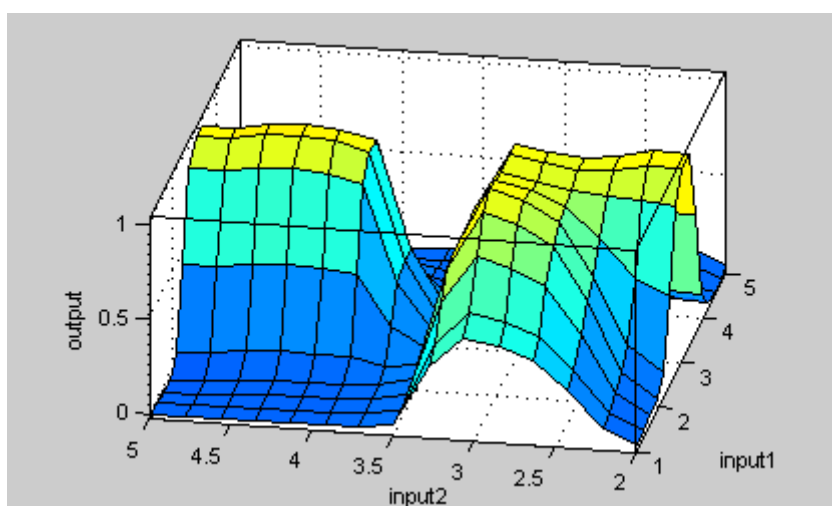
Σχήμα 5.2: Η τελική μορφή των πέντε συναρτήσεων συμμετοχής για κάθε μία από τις δύο μεταβλητές εισόδου, μετά την εκπαίδευση

Στο σχήμα 5.2 απεικονίζεται η τελική μορφή των συναρτήσεων συμμετοχής μετά το πέρας της εκπαίδευσης με τις αντίστοιχες γλωσσικές μεταβλητές.

Πίνακας 5: Οι παράμετροι και οι αντίστοιχες τιμές του ANFIS

ANFIS παράμετροι	Τιμές
MF type	Gauss
Number of linguistic variables (MFs)	5
Output MF	Linear
Number of Nodes	75
Number of linear parameters	75
Number of nonlinear parameters	20
Total number of parameters	95
Number of training data pairs	84
Number of evaluating data pairs	83
Number of fuzzy rules	25

Στον πίνακα 5 παρουσιάζονται οι βασικές παράμετροι του προτεινόμενου μοντέλου ANFIS και οι αντίστοιχες τιμές τους. Πιο συγκεκριμένα, η συνάρτηση συμμετοχής η οποία επιλέχτηκε είναι η Gauss και κάθε είσοδος έχει πέντε συναρτήσεις συμμετοχής. Ο αριθμός των κόμβων που δημιουργήθηκαν είναι εβδομήντα πέντε, ενώ το σύνολο των παραμέτρων είναι 95 εκ των οποίων οι 75 είναι γραμμικές και οι 20 μη γραμμικές. Ο αριθμός των δειγμάτων εκπαίδευσης είναι 84, ενώ 83 δείγματα χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση του μοντέλου. Τέλος, οι ασαφείς κανόνες που δημιουργήθηκαν ανέρχονται στους 25.



Σχήμα 5.3: Τρισδιάστατη απεικόνιση της σχέσης των δύο εισόδων με την έξοδο

Το σχήμα 5.3 παρουσιάζει μία τρισδιάστατη απεικόνιση των σχέσεων των δύο εισόδων (Δυνατότητα και Συνέργεια Αγοράς) με την έξοδο (ομάδα 0 ή 1). Όπως προκύπτει από το σχήμα, οι δύο ομάδες (επιτυχία ή αποτυχία) με βάση τις οποίες ταξινομούνται τα δείγματα, είναι ευδιάκριτες.

*Πίνακας 6: Η εκτός δείγματος ταξινόμηση των πετυχημένων ή μη υπηρεσιών*

	Ομάδα 0 (Θετικό)	Ομάδα 1 (Αρνητικό)	Άθροισμα
Ομάδα 1 (αρνητικό/ αποτυχημένο)	3  (ψευδώς θετικό/ Τύπος I = πετυχημένο, αλλά ταξινομήθηκε ως αποτυχημένο)	11  (σωστά ταξινομήθηκε ως αποτυχημένο)	14
Ομάδα 0 (θετικό/ επιτυχημένο)	65  (σωστά ταξινομήθηκε ως επιτυχημένο)	4  (ψευδώς αρνητικό/ Τύπος II = αποτυχημένο, αλλά έχει ταξινομηθεί ως επιτυχημένο)	69
Άθροισμα	68	15	83

Στον πίνακα 6 παρατίθενται τα εκτός δείγματος αποτελέσματα για την επιτυχία ή την αποτυχία του δείγματος αξιολόγησης. Τρεις από τις δεκατέσσερις περιπτώσεις που ανήκαν στην ομάδα 1, δηλαδή ήταν αποτυχημένες, ταξινομήθηκαν από το μοντέλο ως επιτυχημένες και έντεκα σωστά ως αποτυχημένες. Αντίστοιχα, εξήντα πέντε περιπτώσεις από τις 69 που ανήκουν στην ομάδα 0 (επιτυχημένες) ταξινομήθηκαν ως επιτυχημένες και τέσσερις ως αποτυχημένες.

*Πίνακας 7: Μέτρηση λανθασμένων ταξινομήσεων*

Μέθοδος	Ποσοστό σφάλματος Ψευδώς Θετικού (τύπος I= πετυχημένο, αλλά ταξινομήθηκε ως αποτυχημένο) %	Ποσοστό σφάλματος Ψευδώς αρνητικού (Τύπος II =αποτυχημένο, αλλά έχει ταξινομηθεί ως επιτυχημένο) %	Ψευδώς μεσοσταθμικό ποσοστό %
ANFIS	4.41	26.67	15.54

Ο πίνακας 7 παρουσιάζει το εκτός δείγματος ποσοστό σφάλματος του Ψευδώς Θετικού (πετυχημένο, αλλά ταξινομημένο ως αποτυχημένο), το οποίο ανέρχεται στο 4,41%, ενώ το ποσοστό σφάλματος του Ψευδώς Αρνητικού (αποτυχημένο, αλλά ταξινομημένο ως επιτυχημένο) είναι 26,67%. Το συνολικό μεσοσταθμικό ποσοστό των λανθασμένων ταξινομήσεων και των δύο ομάδων φτάνει το 15,54%, το οποίο έχει υπολογιστεί με συντελεστή στάθμισης 0,5.

Πίνακας 8: Ακρίβεια σωστής ταξινόμησης και δείκτης Odds

Μέθοδος	Ακρίβεια Ομάδας 0 %	Ακρίβεια Ομάδας 1 %	Μέση σταθμισμένη ακρίβεια %	Συνολική ακρίβεια %
ANFIS	95.59	73.33	84.46	91.57
<p>Δείκτης Odds = <math>(A\Theta/\Psi\Theta)/(A\Lambda/\Psi\Lambda) = 7.88</math></p> <p>Μία υπηρεσία έχει 7.88 φορές παραπάνω πιθανότητες να ταξινομηθεί σωστά στην ομάδα 0 από ότι στην ομάδα 1</p>				

Το ίδιο μοντέλο υπολογίζει την ακρίβεια ταξινόμησης, καθώς η ακρίβεια ουσιαστικά είναι οι συμπληρωματικές τιμές των λάθος ταξινομήσεων.

Στον πίνακα 8 παρουσιάζεται η εκτός δείγματος ακρίβεια ταξινόμησης του Αληθώς Θετικού (το δείγμα ήταν πετυχημένο και το προτεινόμενο μοντέλο το ταξινόμησε ως πετυχημένο), η οποία ανέρχεται στο 95,59%. Η ακρίβεια του Αληθώς Αρνητικού (το δείγμα ήταν αποτυχημένο και το προτεινόμενο μοντέλο το ταξινόμησε ως αποτυχημένο) ανέρχεται στο 73,33%, ποσοστό σφάλματος του Ψευδώς Θετικού (πετυχημένο, αλλά ταξινομήθηκε ως αποτυχημένο). Η μέση σταθμισμένη ακρίβεια και των δύο ομάδων, με συντελεστή στάθμισης 0,5, είναι 84,46%. Η συνολική ακρίβεια και των δύο ομάδων, ως ποσοστό επί του συνόλου των δειγμάτων αξιολόγησης (83 δείγματα), ανέρχεται στο 91,57%. Ο δείκτης odds μας δείχνει ότι μία νέα υπηρεσία έχει 7,88 φορές παραπάνω πιθανότητα να ταξινομηθεί σωστά στην ομάδα 0 από ό,τι στην ομάδα 1.

## 6. Συζήτηση

---

Σύμφωνα με τα παραπάνω αποτελέσματα, το προτεινόμενο μοντέλο ANFIS μπορεί να υποστηρίξει επιτυχώς τη λήψη απόφασης προβλέποντας την επιτυχή εισαγωγή μιας νέας υπηρεσίας στον ξενοδοχειακό τομέα. Η αποτυχία μίας νέας υπηρεσίας αυξάνει τον κίνδυνο να δημιουργηθούν σοβαρές αρνητικές επιπτώσεις στα κέρδη της εταιρίας και στην ικανότητά της να πραγματοποιεί τους στόχους της. Με την εφαρμογή ενός εργαλείου πρόβλεψης στην εισαγωγή μίας νέας υπηρεσίας, εξασφαλίζεται η μείωση του ρίσκου αποτυχίας ενός προϊόντος ή υπηρεσίας και κατ' επέκταση μίας επιχείρησης. Δεδομένου αυτού, η εγκυρότητα των μοντέλων πρόβλεψης αποδεικνύεται ιδιαίτερης σημασίας.

Παρόλη αυτή τη σημαντικότητα για τους αποφασίζοντες, υπάρχουν ελάχιστες εμπειρικές έρευνες για το συγκεκριμένο πρόβλημα πρόβλεψης. Για τον εμπλουτισμό της ελλιπούς βιβλιογραφίας, εφαρμόστηκε για πρώτη φορά ένα υβριδικό μοντέλο ANFIS, μετά από μεγάλο αριθμό δοκιμών με τη μέθοδο «δοκιμή και σφάλμα», το οποίο προβλέπει την επιτυχία μίας νέας υπηρεσίας.

Με τη χρήση ασαφούς λογικής στα μοντέλα πρόβλεψης, οι ερευνητές μπορούν να μοντελοποιήσουν την ποιοτική πλευρά της ανθρώπινης λογικής και της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Περαιτέρω, η ικανότητα προσαρμογής που αποκτούν αυτά τα μοντέλα (τα οποία εισάγονται σε συνδυασμό με τις τεχνικές μάθησης από τον τομέα των νευρωνικών δικτύων) δημιουργούν τα νεύρο-ασαφή μοντέλα. Κατά συνέπεια, οι νεύρο-ασαφείς τεχνικές αυτές βασιζόμενες στα δεδομένα, εξαλείφουν την ανάγκη της χρήσης ειδικών εμπειρογνώμων ή μεθόδων απόκτησης γνώσης για να δημιουργήσουν τους κανόνες «εάν-τότε» και τις συναρτήσεις συμμετοχής. Πιο συγκεκριμένα, το ANFIS έχει κάποιες μοναδικές ιδιότητες όπως την ικανότητα μάθησης, την παράλληλη λειτουργία, την δομική αναπαράσταση της γνώσης και την καλύτερη ενσωμάτωση με άλλες μεθόδους μοντελοποίησης (Jang, 1997).

Επιπρόσθετα, η παρούσα έρευνα επεκτείνει τον τομέα εφαρμογής της ασαφούς λογικής και των νεύρο-ασαφών συστημάτων, προσθέτοντας ένα μοντέλο πρόβλεψης επιτυχίας της εισαγωγής νέων υπηρεσιών. Το προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο βασίζεται στην παράλληλη επεξεργασία και στη βέλτιστη ενσωμάτωση, σχηματίζοντας ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο, το οποίο προσομοιώνει τις δυναμικές αλλαγές στην εισαγωγή μίας νέας υπηρεσίας. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν πως η χρήση ασαφών κανόνων επιτρέπει στο μοντέλο να διαχειριστεί καλύτερα την αβεβαιότητα που προκύπτει από την εισαγωγή μίας νέας υπηρεσίας στην επιχείρηση.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία επιτρέπει τον υπολογισμό της επιτυχίας μίας νέας υπηρεσίας χωρίς τη χρήση υποθέσεων εκ των προτέρων. Πρόκειται για μία προσέγγιση ενός ελεύθερου μοντέλου που έχει εύκολη εφαρμογή. Το ANFIS εφαρμόζει μία απλή διαδικασία προσαρμογής για τα μη γραμμικά δεδομένα και δεν απαιτεί κάποιο προκαθορισμένο ή τυποποιημένο μοντέλο. Δεδομένου αυτού, οι ερευνητές δεν

απαιτείται να έχουν εκ των προτέρων πληροφορίες σχετικά με τις εμπειρικές σχέσεις των εσόδων και των εξόδων του μοντέλου.

Επιπρόσθετα, τα αποτελέσματα που προέκυψαν από το προτεινόμενο μοντέλο μπορούν εύκολα να ερμηνευθούν και να κατανοηθούν εξαιτίας της βάσης κανόνων «εάν-τότε», πράγμα το οποίο αυξάνει τη σημαντικότητα του προτεινόμενου μοντέλου. Όλες οι συνέργειες που ενσωματώνονται στο μοντέλο αναπαριστούν επιτυχώς τις μη γραμμικές σχέσεις στην εισαγωγή μίας νέας υπηρεσίας.

Γενικά, η παρούσα έρευνα προτείνει ένα εργαλείο το οποίο μειώνει το χάσμα μεταξύ των ακαδημαϊκών και των επιχειρήσεων με την χρήση ενός αποτελεσματικού μοντέλου, το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την διαχείριση της επιτυχίας μίας νέας υπηρεσίας και να μειώσει την αβεβαιότητα του επιχειρηματικού ρίσκου.

## 7. Συμπεράσματα

---

Το αντικείμενο της παρούσας έρευνας είναι η χρήση μίας υβριδικής νεύρο-ασαφούς τεχνικής, η οποία συνδυάζει τα ασαφή σύνολα και τα νευρωνικά δίκτυα έτσι ώστε να εκτιμήσει ένα σύνολο δεδομένων για να προβλεφθεί η επιτυχημένη εισαγωγή νέων υπηρεσιών στον ξενοδοχειακό τομέα. Το προτεινόμενο μοντέλο έχει δημιουργηθεί βασιζόμενο σε πραγματικά δεδομένα, οπότε δεν μπορεί να επηρεαστεί από υποκειμενικές κρίσεις, οι οποίες είναι ασαφείς και ανακριβείς σε αβέβαια περιβάλλοντα. Για το σκοπό της παρούσας έρευνας, 167 δείγματα νέων υπηρεσιών αναλύθηκαν υπό το πρίσμα της νεύρο-ασαφούς λογικής για να εκτιμήσουν την επιτυχία της εισαγωγής μίας νέας υπηρεσίας στον τουρισμό.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η μεθοδολογία για την μείωση των μεταβλητών-εισόδων του μοντέλου ήταν ικανοποιητική δίνοντας συνολική ακρίβεια στο μοντέλο πρόβλεψης 91,75%. Αυτή η έρευνα παρέχει τη δυνατότητα στους αποφασίζοντες να εστιάσουν στις μεταβλητές που επηρεάζουν περισσότερο την επιτυχία μίας νέας υπηρεσίας.

Έχοντας αυτή τη μελέτη ως βάση, οι μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας μπορούν να διευρυνθούν. Αρχικά, με δεδομένο ότι απαιτείται μείωση των μεταβλητών-εισόδων, άλλες μέθοδοι όπως η παραγοντική ανάλυση ή η ανάλυση σε κύριες συνιστώσες κλπ, μπορούν να εφαρμοστούν έτσι ώστε να βρεθούν οι μεταβλητές οι οποίες είναι αμοιβαία ανεξάρτητες.

Στη συνέχεια, όπως το προτεινόμενο μοντέλο χρησιμοποιείται σε αυτή την έρευνα με σκοπό να προβλέψει την επιτυχή εισαγωγή μίας νέας υπηρεσίας στον τουρισμό, θα μπορούσε να επεκταθεί στην πρόβλεψη και διαφορετικών τομέων. Παρά το γεγονός πως στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκε μία νεύρο-ασαφής τεχνική για να προβλέψει την επιτυχή εισαγωγή μίας νέας υπηρεσίας, σε μελλοντική έρευνα μπορούν να εφαρμοστούν διάφορες άλλες προσεγγίσεις, όπως η ασαφής λογική, τα νευρωνικά δίκτυα, η διακριτή ανάλυση, η λογιστική ανάλυση, η μέθοδος probit κλπ, με σκοπό την επίλυση αυτού του προβλήματος.

## 8. Βιβλιογραφία

---

- Adelhkhani, A., Beheshti, B., Minaei, S., Javadikia, P., & Ghasemi Varnamkhasti, M. (2013). Taste characterization of orange using image processing combined with ANFIS. *Measurement*, 46(9), 3573-3580.
- Agarwal, S. Erramilli, M. K., Dev C.S., (2003) , Market orientation and performance in service firms: role of innovation, *Journal of Services Marketing*, Vol. 17 Iss: 1, pp.68 – 82.
- Alam K., Tapabrata R. & Sreenatha G. A. (2014), Design and construction of an autonomous underwater vehicle, *Neurocomputing*142(2014)16–29.
- Atsalakis G., (2016), Using computational intelligent to forecast carbon prices. *Journal of Applied Soft Computing*, Vol 43, pp 107-116.
- Atsalakis, G., Dimitrakakis, E., & Zopounidis, C. (2011). Elliot wave theory and neuro-fuzzy systems, in stock market prediction. The W.A.S.P. system. *Expert System with Application*, Volume 38, Issue 8, Pages 9196-9206.
- Atsalakis G., Valavanis K. (2010). Forecasting stock trends using a combined technical analysis and neuro-fuzzy based approach. *Journal of Financial Decision Making*, vol.6 no 1, p. 79-94.
- Aydin R, C.K. Kwong, P. Ji & H.M.C. Law (2014), Market demand estimation for new product development by using fuzzy modeling and discrete choice analysis, *Neurocomputing*142(2014)136–146.
- Bullinger, H.-J., Fähnrich, K.-P., Meiren, T. Service engineering - methodical development of new service products. *International Journal of Production Economics* 85 (2003), Nr.3, S.275-287.
- Byrne J., Cardiff P., Brabazon A., O'Neill M. (2014), Evolving parametric aircraft models for design exploration and optimization, *Neurocomputing*142(2014)39–47.
- Cabalar, A. F., Cevik, A., & Gokceoglu, C. (2011). Some applications of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) in geotechnical engineering. *Computers and Geotechnics*, 40, 14-33.
- Chan K. Y., Kwong C.K., Law M.C. (2014). A fuzzy ordinary regression method for modeling customer preference in tea maker design. *Neurocomputing*142(2014)147–154.
- Chang D. , Chen C.H. , Lee K.M.(2014). A crowdsourcing development approach based on a neuro-fuzzy network for creating innovative product concepts. *Neurocomputing*142(2014)60–72.
- Edvardsson, B. A., Gustafsson, I., & Roos, G. (2005). Service Portrays and Service Constructions ' A Critical Review Through the Lens of the Customer, *International. Journal of Service Industry Management* . 1 (16), 107-121.
- Edvardsson, B, Haglund, L, Mattsson J, (1995) .Analysis, planning, improvisation and control in the development of new services. *International Journal of Service Industry Management*, Vol. 6 Iss: 2, pp.24 – 35.

- Edvardsson, B. and Olsson, J. (1996) Key concepts for new service development. *The Service Industries Journal* 16(2), 140–164.
- Griffin, A. (1997). PDMA Research on New Product Development Practices: Updating Trends and Benchmarking Best Practices. *Journal of Product Innovation Management* 14, 6 429-458.
- Griffin, A. (1997a). Modeling and Measuring Product Development Cycle Time Across Industries. *Journal of Engineering and Technology Management* 14(1):1-24 · March 1997 with 1,275 Reads.
- Griffin, A. (1997b). The Effect of Project and Process Characteristics on Product Development Cycle Time. *Journal of Marketing Research*; XXXIV:24-35.
- Guneri, A.F., ERTAY, T, and Yucel, A. (2011). An approach based on ANFIS input selection and modeling for supplier selection problem, *Expert Systems with Applications*, 38(12). 14907-14917.
- Ho Y. C., Tsai C.T. (2011). Comparing ANFIS and SEM in linear and nonlinear forecasting of new product development performance. *Expert Systems with Applications* 38 (2011) 6498–6507.
- Homburg C., Kuehnl C. (2014). Is the more always better? A comparative study of internal and external integration practices in new product and new service development. *Journal of Business Research* 67 (2014) 1360–1367.
- Hu X.B., Wang M., Ye Q., Han Z., Leeson M. (2014). Multi-objective new product development by complete Pareto front and ripple-spreading algorithm, *Neurocomputing* 142(2014)4–15.
- Jang J.S.R. (1993). ANFIS: Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Trans Systems, Man Cybern* 23(3), pp. 665-685.
- Jang J. S. R. and Chuen-Tsai S., (1995). Neuro-fuzzy Modeling and Control *Proceedings of. IEEE* (83), pp.378–406.
- Jang, J-S.R., C-T.E. Sun and Mizutani, E., (1997), *Neuro-fuzzy and Soft Computing: a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall Upper Saddle River, NJ 07458.
- Jaw Chyi, YuLo J., Lin Y.H. (2010). The determinants of new service development: Service characteristics, market orientation, and actualizing innovation effort. *Technovation* 30(2010)265–277.
- John A., Storey C., (1998). New service development: a review of the literature and annotated bibliography. *European Journal of Marketing*, Vol. 32 Iss: 3/4, pp.184 – 251.
- Kim and Yoon (2013). A systematic approach for new service concept generation: Application of agent-based simulation. *Expert Systems with Applications* 41 (2014) 2793–2806.
- Kitsios, Doumplos, Evangelos Grigoroudis, Constantin Zopounidis (2008), Evaluation of new service development strategies using multicriteria analysis: predicting the success of innovative hospitality services, *Oper Res Int J* DOI 10.1007/s12351-008-0025-3.

- Konu Henna(2015). Developing a forest-based wellbeing tourism product together with Customers. An ethnographic approach, *Tourism Management* 49 (2015) 1-16.
- Lee S. , Lee s., Park Y., (2007). A prediction model for success of services in e-commerce using decision tree: E-customer's attitude towards online service. *Expert Systems with Applications* 33 (2007) 572–581.
- Lee C., Lee H., Seol H., Park Y. (2012), Evaluation of new service concepts using rough set theory and group analytic hierarchy process, *Expert Systems with Applications* 39 (2012) 3404–3412.
- Li D.C., Huang T.W., Chen C.C., Chang C.J. (2014), Employing box plots to build high-dimensional manufacturing models for new products in TFT-LCD plants, *Neurocomputing*142(2014)73–85.
- Lin F.R., Hsieh P.S.(2013). Analyzing the sustainability of a newly developed service: An activity theory perspective. *Technovation* 34 (2014) 113–125.
- Ling, P.P.San, K.Y.Chan, F.H.F.Leung & Y.Liu (2014). An intelligent swarm based-wavelet neural network for affective mobile phone design. *Neurocomputing*142(2014)30–38.
- Liu Y., Zhou J., Chen Y. (2014). Using fuzzy non-linear regression to identify the degree of compensation among customer requirements in QFD. *Neurocomputing*142(2014)115–124.
- Loukas Y. L. (2001). Adaptive Neuro-fuzzy Inference System: an Instant and Architecture-free Predictor for Improved QSAR. *Studies J. Med. Chem.*(44), pp. 2772–83.
- Mazzola E., Bruccoleri M., Perrone G (2015). Supply chain of innovation and new product development. *Journal of Purchasing & Supply Management* 21 (2015) 273–284.
- Menor L. & Roth A. (2007). New service development competence in retail banking: Construct development and measurement validation. *Journal of Operations Management* 25 (2007) 825–846.
- Mosera U., Maisenbachera S., Kaspereka D., Maurer M. (2015). Definition of an Approach for the Development of Product-Service Systems. *Procedia CIRP* 30 (2015) 18 – 23.
- Nilashi M., Ibrahim O.B., Ithnin N., Sarmin N.H. (2015). A multi-criteria collaborative filtering recommender system for the tourism domain using Expectation Maximization (EM) and PCA–ANFIS. *Electron. Comm. Res. Appl.* <http://dx.doi.org/10.1016/j.elerap.2015.08.004>
- Oganisjana K., Koke T. (2012). Does Competence-Oriented Higher Education Lead to Students' Competitiveness?, *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 2012, 23(1), 77-82.
- Ozer M. (2008). Improving the accuracy of expert predictions of the future success of new internet services. *European Journal of Operational Research* 184 (2008) 1085–1099.
- Powell, G. N., and Eddleston, K.A. (2008). The paradox of the contented female business owner. *Journal of Vocational Behavior* 73(1). 24-36

- Sangaiah A. K., Thangavelu A. K., Xiao Zhi Gao, Anbazhagan N, Saleem Durai M. (2015). An ANFIS approach for evaluation of team-level service climate in GSD projects using Taguchi-genetic learning algorithm, *Applied Soft Computing* 30 (2015) 628–635.
- Schölkopf, B. and Smola, A.J., (2002) *Learning with Kernels*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Shawe-Taylor, J. and Cristianini, N., (2004) *Kernel Methods for Pattern Analysis*. Cambridge University Press.
- Smith A., Fischbacher M., Wilson F. (2007). New Service Development: From Panoramas to Precision. *European Management Journal* Vol. 25, No. 5, pp. 370–383, 2007.
- Sun C.C.(2012). A performance evaluation model by integrating fuzzy AHP and fuzzy TOPSIS methods, *Expert Systems with Applications*. 37(12). 7745-7754.
- Tang Dawei, T.C. Wong, K.S. Chin & C.K. Kwong (2014). Evaluation of user satisfaction using evidential reasoning-based methodology. *Neurocomputing*142(2014)86–94.
- Tran T, Park JY. (2015). Development of a novel set of criteria to select methodology for designing product service systems. *Journal of Computational Design and Engineering* . <http://dx.doi.org/10.1016/j.jcde.2015.10.001>
- Yang,Y, Peter K.C. Lee, T.C.E. Cheng (2015). Continuous improvement competence, employee creativity, and new service development performance: A frontline employee perspective. *International Journal of Production Economics* (2015)
- Yenicioglu B., Suerdem A. (2015., Participatory New Product Development – A Framework for Deliberately Collaborative and Continuous Innovation Design. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 195 (2015) 1443 – 1452.
- Yuen Kevin Kam Fung (2014). A hybrid fuzzy quality function deployment framework using cognitive network process and aggregative grading clustering: An application to cloud software product development. *Neurocomputing*142(2014)95–106.
- Zhang L., Zhang L., Zhou P., Zhou D. (2015). A non-additive multiple criteria analysis method for evaluation of airline service quality. *Journal of Air Transport Management* 47 (2015) 154e161.
- ZhangX., Hu Y., Xie K. (2014). Shouyang Wang, E.W.T. Ngai & Mei Liu (2014). A causal feature selection algorithm for stock prediction modeling, *Neurocomputing*142 48–59.
- Zhong S., Zhou J., Chen Y. (2014). Determination of target values of engineering characteristics in QFD using a fuzzy chance-constrained modelling approach. *Neurocomputing*142(2014)125–135.
- Zhou J., GuoA., Xu J., Su S. (2014). An optimal fuzzy control medium access in wireless body area networks. *Neurocomputing*142(2014)107–114.