



Πολυτεχνείο Κρήτης  
Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης

Διπλωματική Εργασία

με θέμα

«Εφαρμογές νευρο-ασαφών συστημάτων σε φυσικές καταστροφές»

Συγγραφή διπλωματικής εργασίας: Γιάννης Μάγκουρας

---

Επιβλέπων Καθηγητής: Γεώργιος Σταυρουλάκης

Ακαδημαϊκό Έτος  
2019-2020

## Ευχαριστίες

Η πορεία ολοκλήρωσης της παρούσας διπλωματικής εργασίας είχε έντονα διδακτική επιρροή σε προσωπικό επίπεδο.

Πρωτίστως θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Γεώργιο Σταυρουλάκη που με βοήθησε και καθοδήγησε στην ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας. Η βοήθειά του και οι παρατηρήσεις του ήταν πάντα εύστοχες και καίριες με σκοπό την διευκόλυνση της έρευνας και της υλοποίησης της. Ήταν πάντοτε στη διάθεση μου για οποιαδήποτε απορία και ερώτημα μου παρουσιαζόταν.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Δρ. Γεώργιο Ταϊρίδη διδάκτορα του Πολυτεχνείου Κρήτης για τον χρόνο που αφιέρωσε στην επίλυση αποριών και την αστείρευτη προθυμία του.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την συμπαράστασή τους και τη στήριξή τους σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

## Περίληψη

Η τεχνητή νοημοσύνη ανέκαθεν συγκέντρωνε ένα εξαιρετικά έντονο ενδιαφέρον τόσο σε θεωρητικό όσο και πρακτικό επίπεδο. Στις μέρες μας ωστόσο, αποκτά ακόμη μεγαλύτερη βαρύτητα δεδομένης της ραγδαίας τεχνολογικής εξέλιξης. Εξάλλου, τέτοιου είδους μοντέλα δύναται να χρησιμοποιηθούν σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Η παρούσα εργασία διερευνά τη δυνατότητα χρήσης νευρο-ασαφών συστημάτων όσον αφορά την πρόβλεψη φυσικών καταστροφών, όπως οι πλημμύρες, οι σεισμοί, κλπ. Ο συνδυασμός ασαφούς λογικής και τεχνητών νευρωνικών δικτύων επιτρέπει την αποκόμιση της πλήρους ωφέλειας, αντιμετωπίζοντας παράλληλα τα μειονεκτήματα των επιμέρους προσεγγίσεων. Η επισκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας επιβεβαιώνει την υψηλή προσαρμοστικότητα των νευρο-ασαφών συστημάτων και αποδεικνύει την υψηλή προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου ANFIS. Ωστόσο, για τη μέγιστη δυνατή αποτελεσματικότητα είναι απαραίτητη η μελέτη ενός μεγάλου αριθμού παραγόντων, βάσει ιστορικών στοιχείων, έτσι ώστε να εκπαιδευθεί κατάλληλα το κατά περίπτωση μοντέλο.

Λέξεις κλειδιά: τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, νευρο-ασαφή συστήματα, ANFIS, φυσικές καταστροφές

## Abstract

Artificial intelligence has always been an attractive topic, both in theoretical and practical level. Nowadays, however, it is even more critical given the rapid technological development. Besides, such models can be used in a wide range of applications. The current study investigates the possibility of using neuro-fuzzy systems in predicting natural disasters, such as floods, earthquakes, etc. The combination of fuzzy logic and artificial neural networks makes it possible to gain the full benefits of each approach, while overtaking the disadvantages. The literature review confirms the high adaptability of neuro-fuzzy systems and proves the high predictive power of ANFIS model. Yet, maximum effectiveness, presupposes the study of a large number of factors, based on historical data, in order to properly train the case model.

**Key words:** artificial neural networks, fuzzy logic, neuro-fuzzy systems, ANFIS, natural disasters

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Ευχαριστίες.....	iii
Περίληψη.....	4
Abstract.....	5
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ/ΕΙΚΟΝΩΝ .....	9
ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ .....	xi
Εισαγωγή .....	12
1 Ασαφή σύνολα και ασαφής λογική .....	13
1.1 Βασικές έννοιες .....	13
1.1.1 Συνάρτηση συμμετοχής.....	13
1.1.2 Ιδιότητες ασαφών συνόλων.....	14
1.1.3 Ασαφή σύνολα τύπου 2.....	15
1.2 Ασαφής συλλογιστική.....	17
1.3 Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής.....	21
2 Νευρωνικά δίκτυα.....	23
2.1 Εισαγωγικές έννοιες νευρωνικών δικτύων .....	23
2.2 Ιστορική αναδρομή .....	24
2.3 Από τα βιολογικά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	25
3 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	27

3.1	Περιγραφή .....	27
3.1.1	Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων .....	28
3.1.2	Το Μοντέλο του Τεχνητού Νευρώνα.....	32
3.2	Είδη Τεχνητών νευρωνικών δικτύων .....	33
3.2.1	Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης .....	33
3.2.2	Αναδρομικά Δίκτυα.....	35
3.3	Εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων .....	39
3.4	Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα νευρωνικών δικτύων .....	40
4	Νευρο-ασαφή συστήματα.....	42
4.1	Βασικές έννοιες .....	42
4.2	Αρχιτεκτονική .....	43
4.2.1	Νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας .....	44
4.2.2	Υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα .....	46
5	Εφαρμογές νευρο-ασαφών συστημάτων σε φυσικές καταστροφές .....	53
5.1	Πλημμύρες.....	53
5.2	Σεισμοί .....	62
5.3	Άλλες εφαρμογές .....	66
	Συμπεράσματα .....	71
	Βιβλιογραφικές Αναφορές .....	73





## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ/ΕΙΚΟΝΩΝ

Σχήμα 1.1: Ασαφές σύνολο A (Πηγή: Τζιμόπουλος και Παπαδόπουλος, 2013).....	14
Σχήμα 1.2: Ασαφές σύνολο τύπου 2 (Πηγή: Μαστροκώστας, 2015) .....	16
Σχήμα 1.3: Διαστημότιμο ασαφές σύνολο τύπου 2 (Πηγή: Μαστροκώστας, 2015) .....	17
Σχήμα 1.4: Μετατροπή αριθμητικής εισόδου σε ασαφές σύνολο (Πηγή: Sun and Gu, 2011) .....	19
Σχήμα 1.5: Διαδικασία ασαφούς συστήματος (Πηγή: Sharma et al., 2014) .....	20
Σχήμα 1.6: Μέθοδος ασαφούς συστήματος (Πηγή: Sharma et al., 2014).....	20
Σχήμα 2.1: Βιολογικός νευρώνας (Πηγή: Deb and Dixit, 2008) .....	24
Σχήμα 3.1: Επιφάνεια σφάλματος .....	30
Σχήμα 3.2: Τεχνητός νευρώνας (Πηγή: State et al., 2005) .....	32
Σχήμα 3.3: Δίκτυο μονού επιπέδου perceptron .....	34
Σχήμα 3.4: Δίκτυο perceptron πολλαπλών επιπέδων .....	34
Σχήμα 3.5: Δίκτυο RBF .....	35
Σχήμα 3.6: Επαναλαμβανόμενα δίκτυα.....	36
Σχήμα 3.7: Δίκτυο Kohonen .....	37
Σχήμα 3.8: Δίκτυο Hopfield .....	38
Σχήμα 3.9: Δίκτυο ART.....	39
Σχήμα 4.1: Νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας .....	45
Σχήμα 4.2: ANFIS (Πηγή: Xu et al., 2019) .....	47
Σχήμα 4.3: ANFIS (Πηγή: Babulal and Kannan, 2006) .....	47

Σχήμα 4.4: ANFIS (Πηγή: Son et al., 2018) .....	48
Σχήμα 4.5: ANFIS (Πηγή: Azimi et al., 2018).....	48
Σχήμα 4.6: ANFIS (Πηγή: Paul et al., 2015) .....	50
Σχήμα 4.7: ANFIS (Πηγή: Alavandar and Nigam, 2008).....	51
Σχήμα 4.8: ANFIS (Bassam et al., 2017).....	52
Σχήμα 5.1: Το μοντέλο των Gautam and Holz (2001) .....	53
Σχήμα 5.2: Το μοντέλο των Bazartseren et al. (2003) .....	54
Σχήμα 5.3: Χαρτογράφηση Chang et al. (2013).....	57
Σχήμα 5.4: Το μοντέλο των Pahlavani et al. (2017).....	58
Σχήμα 5.5: Το μοντέλο των Termeh et al. (2018).....	59
Σχήμα 5.6: Το μοντέλο των Hong et al. (2018).....	60
Σχήμα 5.7: Το μοντέλο των Wang et al. (2019) .....	61
Σχήμα 5.8: Το μοντέλο των Tien Bui et al. (2018) .....	62
Σχήμα 5.9: Το μοντέλο των Mirrashid et al. (2016) .....	63
Σχήμα 5.10: Αποτελέσματα του μοντέλου των Mirrashid et al. (2016).....	64
Σχήμα 5.11: Το μοντέλο των Pandit and Biswal (2019) .....	65
Σχήμα 5.12: Το μοντέλο των Moayedi et al. (2019).....	66
Σχήμα 5.13: Το μοντέλο των Mokhtarzad et al. (2017).....	67
Σχήμα 5.14: Η δομή του μοντέλου των Yaseen et al. (2018) .....	68
Σχήμα 5.15: Η ακολουθία βημάτων του μοντέλου των Yaseen et al. (2018) .....	69
Σχήμα 5.16: Το μοντέλο των Chen et al. (2019).....	70

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ

ANN	Artificial Neural Networks
COG	Center of Gravity
FIS	Fuzzy Inference System
FOU	Footprints of uncertainty
TNΔ	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

## Εισαγωγή

Η τεχνητή νοημοσύνη (artificial intelligence) ανέκαθεν συγκέντρωνε το έντονο ενδιαφέρον των ερευνητών τόσο ακαδημαϊκό όσο και σε πρακτικό επίπεδο και αποτελούσε πόλο έλξης για τον επιστημονικό κόσμο. Στις μέρες μας ωστόσο, ο ρόλος της βαίνει διαρκώς αυξανόμενος δεδομένων των πολλαπλών δυνητικών εφαρμογών της σε ένα ευρύ φάσμα δραστηριοτήτων. Βέβαια, οι ραγδαίες εξελίξεις έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη διαφόρων επιμέρους διαστάσεων στα πλαίσια της τεχνητής νοημοσύνης. Σημαντικό τμήμα της τεχνητής νοημοσύνης καταλαμβάνει η υπολογιστική νοημοσύνη (computational intelligence), η οποία με τη σειρά τους περιλαμβάνει την ασαφή λογική και τα ασαφή συστήματα (fuzzy logic – fuzzy systems), την εξελικτική υπολογιστική (evolutionary computation) και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks).

Η παρούσα εργασία εστιάζει στα νευρωνικά δίκτυα έχοντας ως στόχο να αναδείξει τον τρόπο με τον οποίο μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πρακτικό επίπεδο και ειδικότερα στα πλαίσια της διαχείρισης φυσικών καταστροφών.

Το πρώτο κεφάλαιο αποτελεί ουσιαστικά ένα προπαρασκευαστικό τμήμα όπου αναπτύσσονται οι βασικές έννοιες της ασαφούς λογικής και των ασαφών συστημάτων, ενώ παράλληλα δίνονται και οι αρχές της ασαφούς συλλογιστικής. Το δεύτερο κεφάλαιο επικεντρώνεται στα νευρωνικά δίκτυα, στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά και τις μορφές που αυτά λαμβάνουν. Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύονται τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δίνοντας ιδιαίτερη βαρύτητα στα είδη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και τις εφαρμογές τους σε πρακτικό επίπεδο. Το τέταρτο κεφάλαιο εξετάζει τα υβριδικά συστήματα και ειδικότερα τα νευρο-ασαφή νευρωνικά δίκτυα και την αρχιτεκτονική τους. Το πέμπτο κεφάλαιο αποτελεί μια ενδελεχή βιβλιογραφική επισκόπηση επί της πρακτικής εφαρμογής των νευρο-ασαφών συστημάτων σε φυσικές καταστροφές. Αρχικά δίνεται το θεωρητικό υπόβαθρο στο εν προκειμένω πεδίο και εν συνεχεία μελετώνται μελέτες περιπτώσεων και καλές πρακτικές από την εγχώρια και τη διεθνή βιβλιογραφία. Στο τέλος συνοψίζονται τα συμπεράσματα τα οποία προκύπτουν.

# 1 Ασαφή σύνολα και ασαφής λογική

Η ασαφής λογική δεν αποτελεί μια κανούρια έννοια, καθώς μετρά ήδη πάνω από μισό αιώνα ζωής στο ευρύτερο πεδίο τεχνητής νοημοσύνης. Εντούτοις, στις μέρες καταλαμβάνει ένα διαρκώς εντεινόμενο ενδιαφέρον, δεδομένων των πολλαπλών δυνητικών εφαρμογών της. Το παρόν κεφάλαιο επιχειρεί μία θεωρητική προσέγγιση στο εν λόγω πεδίο.

## 1.1 Βασικές έννοιες

Ουσιαστικά, μέσα από τα ασαφή συστήματα επιχειρείται μια αποτύπωση της ασάφειας η οποία παρατηρείται στον πραγματικό κόσμο. Τη βάση των ασαφών συστημάτων αποτελούν τα ασαφή σύνολα (fuzzy sets) τα οποία είναι μια γενίκευση των κλασσικών συνόλων. Η διαφορά τους έγκειται στο γεγονός πως στα πλαίσια των κλασσικών συνόλων ένα στοιχείο ενδέχεται είτε να ανήκει είτε να μην ανήκει σε ένα σύνολο, ενώ αντίθετα στα ασαφή σύνολα καθορίζεται πως το κάθε στοιχείο συμμετέχει στο σύνολο κατά ένα ποσοστό. Ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου στο σύνολο υπάγεται στο διάστημα  $[0,1]$ . (Μαστροκώστας, 2015)

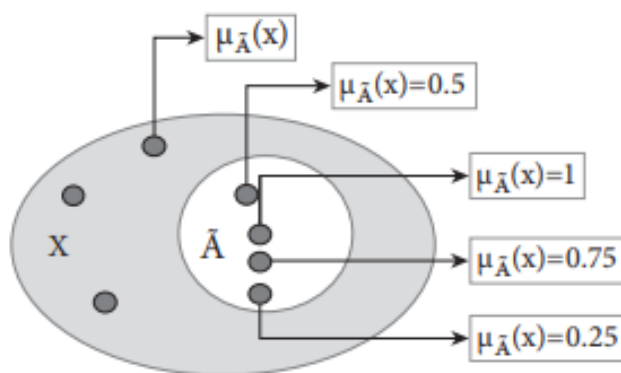
Σκοπός των ασαφών συνόλων είναι η ποιοτική προσέγγιση μεγεθών τα οποία χαρακτηρίζονται από ασάφεια και απροσδιοριστία και προσφέρει μηχανισμούς προσεγγιστικού συλλογισμού (approximate reasoning) και συμβάλλει στη διαδικασία λήψης αποφάσεων (decision making). (Μαστροκώστας, 2015)

### 1.1.1 Συνάρτηση συμμετοχής

Έστω για παράδειγμα ένα σύνολο  $\Omega$ , το οποίο ονομάζουμε βασικό σύνολο ή σύνολο αναφοράς, και ένα ασαφές σύνολο  $A$ , υποσύνολο του  $X$ . Τότε, το ασαφές σύνολο  $A$  του  $\Omega$  ταυτίζεται με τη χαρακτηριστική συνάρτησή του,  $A(x)$ , ή συνάρτηση συμμετοχής (membership function) του ασαφούς συνόλου  $A$ , δηλαδή  $A: \Omega \rightarrow [0,1]$ . (Papadakis and Kaburlasos, 2010)

Ουσιαστικά, το ασαφές σύνολο  $A$  αποτελεί ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών  $x$  και  $A(x):A=\{x, A(x) \mid x \in \Omega\}$ . Η συνάρτηση συμμετοχής  $A(x)$  (ή  $\mu_A(x)$ ) εκφράζει για κάθε στοιχείο  $x$  του συνόλου  $\Omega$  το βαθμό κατά τον οποίο συμμετέχει στο ασαφές σύνολο  $A$  ή εναλλακτικά το βαθμό αλήθειας ως προς το εν προκειμένω ασαφές σύνολο. Αντίθετα, σε ένα κλασσικό σύνολο  $A$ , κάθε επιμέρους στοιχείο  $x$  λαμβάνει την τιμή 1 εάν αυτό ανήκει στο  $A$  και την τιμή 0 εάν δεν ανήκει σε αυτό. (Τζιμόπουλος και Παπαδόπουλος, 2013)

Η χαρακτηριστική συνάρτηση ενός ασαφούς συνόλου αποτυπώνεται γραφικά στο Σχήμα 1.1 που ακολουθεί.



Σχήμα 1.1: Ασαφές σύνολο  $A$  (Πηγή: Τζιμόπουλος και Παπαδόπουλος, 2013)

### 1.1.2 Ιδιότητες ασαφών συνόλων

Δύο είναι οι βασικές κατηγορίες ασαφών συνόλων, ανάλογα με το πεδίο ορισμού στο οποίο αναπτύσσονται κατά περίπτωση. Έτσι λοιπόν διακρίνουμε τα διακριτά ασαφή σύνολα και τα συνεχή ασαφή σύνολα. Τα μεν πρώτα χαρακτηρίζονται από ασυνεχείς συναρτήσεις συμμετοχής και από διακριτά πεδία ορισμού (discrete universe of discourse), ενώ τα δεύτερα από συνεχείς συναρτήσεις και συνεχή πεδία ορισμού (continuous universe of discourse). (Μαστροκώστας, 2015)

Αναφορικά με τις ιδιότητές τους, τα ασαφή σύνολα παρουσιάζουν τόσο ομοιότητες όσο και διαφορές με τα κλασσικά σύνολα. Κοινές ιδιότητες μεταξύ των κλασσικών και των ασαφών συνόλων αποτελούν οι εξής: ταυτοδύναμη (idempotency), η

αυτοπαθής (involution, double-negation law), η αντιμεταθετικότητα (commutativity), η προσεταιριστικότητα (associativity), η επιμεριστικότητα (distributivity) και η απορροφητικότητα (absorption). Επίσης, ισχύουν οι νόμοι De Morgan, καθώς και η απορροφητικότητα από 0 (law of zero) και η ταυτότητα (law of identity). Αντίθετα, οι ιδιότητες της αντίθεσης (contradiction) και του συμπληρώματος (law of excluded middle) οι οποίες ισχύουν στα κλασσικά σύνολα, δε βρίσκουν εφαρμογή στην περίπτωση των ασαφών συνόλων. Ωστόσο, με μικρές προσαρμογές είναι να δυνατό να ισχύουν και αυτές. Το γεγονός αυτό όμως θα έχει ως αποτέλεσμα να μην ισχύουν άλλες από τις προαναφερθείσες ιδιότητες. (Μαστροκώστας, 2015)

Παρακάτω αποτυπώνονται ορισμένες βασικές έννοιες στα πλαίσια ενός υποτιθέμενου ασαφούς συνόλου  $\bar{A}$  (Chen and Pham, 2001):

α-τομή: ως α-τομή ενός ασαφούς συνόλου  $\bar{A}$  ορίζουμε το κλασσικό σύνολο  $A_\alpha$  των στοιχείων  $x$  τα οποία ανήκουν στο  $\bar{A}$  κατ' ελάχιστον σε βαθμό  $\alpha$ .

ισχυρή α-τομή: η ισχυρή α-τομή χρησιμοποιείται για να ορίσουμε το στήριγμα (support) του συνόλου, το οποίο σε σχέση με το σύνολο  $X$  είναι το κλασσικό σύνολο στο οποίο συμπεριλαμβάνονται όλα εκείνα τα στοιχεία του  $X$  τα οποία έχουν μη μηδενική συνάρτηση συμμετοχής στο  $\bar{A}$ .

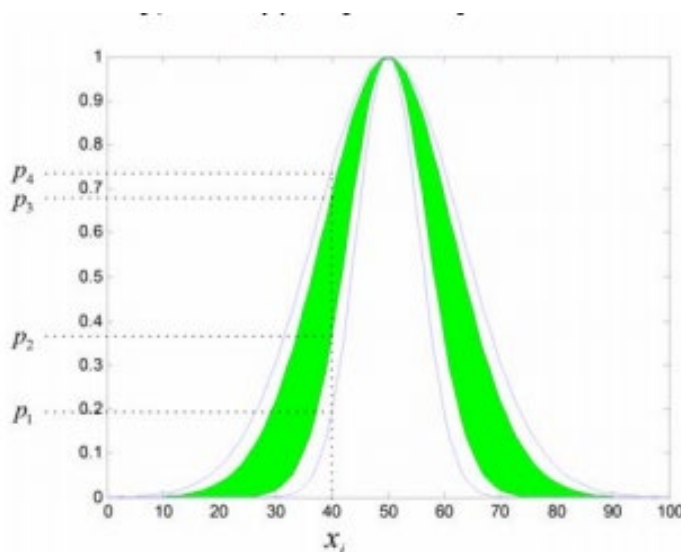
ύψος: το ύψος (height) αντιπροσωπεύει τη μέγιστη τιμή της συνάρτησης συμμετοχής στο  $X$  όλων των στοιχείων που ανήκουν σε αυτό. Στην περίπτωση που το ύψος ενός ασαφούς συνόλου ισούται με τη μονάδα, τότε αυτό καλείται κανονικό (normal) ή κανονικοποιημένο (normalized), ενώ εάν είναι μικρότερο της μονάδας τότε καλείται υποκανονικό (subnormal).

Από την άλλη πλευρά, ως κυρτό (convex), ορίζουμε το ασαφές σύνολο στο οποίο η συνάρτηση συμμετοχής είναι μονότονα αύξουσα ή μονότονα φθίνουσα. (Bojadziev and Bojadziev, 1997)

### 1.1.3 Ασαφή σύνολα τύπου 2

Τα ασαφή σύνολα, όπως αυτά περιγράφονται παραπάνω, δεν έχουν πάντα τη δυνατότητα να αποτυπώσουν μια κατάσταση, καθώς σε ορισμένες περιπτώσεις η συνάρτηση συμμετοχής είναι περισσότερο ακριβής από την αβεβαιότητα την οποία επιχειρεί να εκφράσει. Προς αυτή την κατεύθυνση έχουν τα αναπτυχθεί τα ασαφή σύνολα τύπου 2 (type 2 fuzzy systems) (Zadeh, 1975), όπου κάθε τιμή της συνάρτησης συμμετοχής αντιπροσωπεύει ένα διάστημα. Το ενδιαφέρον όσον αφορά τα ασαφή σύνολα τύπου 2 έχει αρχίσει να εντείνεται από τα τέλη της δεκαετίας του 90 και έπειτα ως αποτέλεσμα της έρευνας στο εν λόγω πεδίο από τους Mendel and John (2002).

Η απεικόνιση ενός ασαφούς συστήματος τύπου 2 δίνεται στο Σχήμα 1.2. Όπως παρατηρούμε, σε κάθε σημείο  $x$  δεν αντιστοιχεί μια μοναδική τιμή της συνάρτησης συμμετοχής, αλλά αντιθέτως ένα διάστημα, του οποίου βέβαια το αριστερό και δεξί όριο



Σχήμα 1.2: Ασαφές σύνολο τύπου 2 (Πηγή: Μαστροκώστας, 2015)

δεν είναι σαφείς αριθμοί. Ετσι λοιπόν, ένα ασαφές σύνολο τύπου 2 αποτελεί μια απεικόνιση από το πεδίο ορισμού στο  $F([0,1])$  όπου το  $F([0,1])$  αντιπροσωπεύει το σύνολο όλων των ασαφών συνόλων ως προς το σύνολο αναφοράς  $[0,1]$ , το οποίο καλείται και ασαφές δυναμοσύνολο (fuzzy powerset) του  $[0,1]$ .

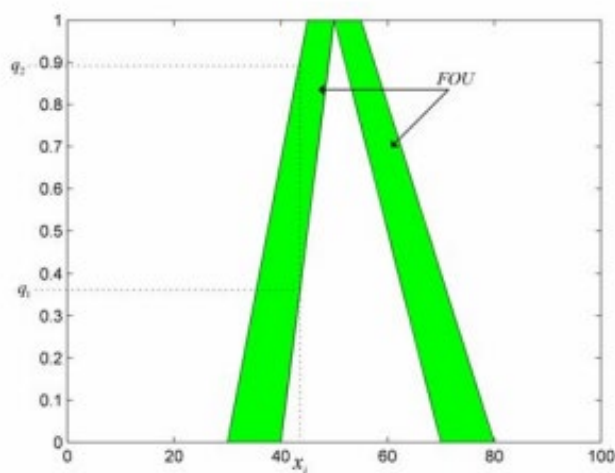


Η απλοποιημένη μορφή των ασαφών συνόλων τύπου 2 περιλαμβάνει τα διαστημότιμα ασαφή σύνολα τύπου 2 (interval valued type 2 fuzzy sets). Κατ' αντιστοιχία με τα όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, τα εν λόγω σύνολα αποτελούν μια απεικόνιση από το πεδίο ορισμού στο  $P([0,1])$ , όπου  $P([0,1])$  είναι το δυναμοσύνολο (powerset) του  $[0,1]$ . Στο Σχήμα 1.3 δίνεται η σχηματική απεικόνιση ενός διαστημότιμου ασαφούς συστήματος τύπου 2.

Οι επισημασμένες με πράσινο χρώμα περιοχές στα Σχήματα 1.2 και 1.3 αποτελούν τις διευρυμένες εκφράσεις της κλασσικής συνάρτησης συμμετοχής και στη διεθνή βιβλιογραφία συναντώνται υπό τον όρο αποτυπώματα της αβεβαιότητας (footprints of uncertainty ή FOU).

## 1.2 Ασαφής συλλογιστική

Έχοντας αναλύσει τις βασικές έννοιες των ασαφών συνόλων, στο παρόν τμήμα το ενδιαφέρον επικεντρώνεται στην ασαφή συλλογιστική ή εναλλακτικά την ασαφή



Σχήμα 1.3: Διαστημότιμο ασαφές σύνολο τύπου 2 (Πηγή: Μαστροκώστας, 2015)

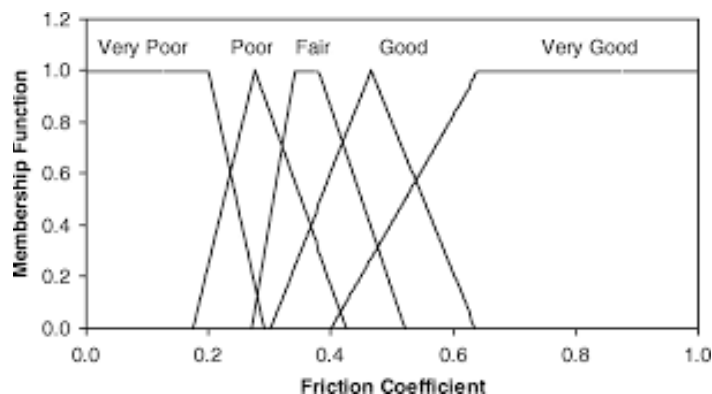
συμπερασματολογία. Εν γένει, ως συλλογιστική ορίζεται μια διαδικασία η οποία χρησιμοποιείται για την εξαγωγή συμπερασμάτων έχοντας ως βάση ορισμένες παρατηρήσεις οι οποίες ονομάζονται είσοδοι. Ουσιαστικά δηλαδή, όταν αναφερόμαστε

σε ασαφή συλλογιστική εννοούμε ένα σύστημα το οποίο υιοθετεί τις διαδικασίες και τους κανόνες της ασαφούς λογικής προκειμένου να αξιολογήσει ασαφείς κανόνες.

Έτσι λοιπόν, ένα σύστημα ασαφούς συμπερασματολογίας (Fuzzy Inference System – FIS) αποτελείται από δύο επιμέρους τμήματα: (i) τη βάση γνώσης και (ii) το στάδιο της επεξεργασίας. Η βάση γνώσης (knowledge base) συντίθεται από τις συναρτήσεις συμμετοχή των ασαφών συνόλων και τους ασαφείς κανόνες οι οποίοι χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της όλης διαδικασίας. Από την άλλη πλευρά, κατά το στάδιο της επεξεργασίας εισάγονται στο σύστημα ασαφούς συμπερασματολογίας οι κατά περίπτωση μεταβλητές, οι οποίες εκφράζονται από κλασσικούς αριθμούς. (Shapiro, 2004)

Κομβικό στοιχείο σε ένα σύστημα ασαφούς συμπερασματολογίας αποτελεί η ασαφοποίηση, μια διαδικασία κατά την οποία τα κλασσικά δεδομένα (crisp data) μετατρέπονται σε ασαφείς ποσότητες, οι οποίες λαμβάνουν τη μορφή γλωσσικών μεταβλητών. Η μετατροπή των εισόδων σε ασαφή σύνολα, μια διαδικασία η οποία είναι γνωστή ως fuzzification, γίνεται προκειμένου αυτές (οι είσοδοι) να είναι συμβατές με τη βάση κανόνων.

Επί παραδείγματι, το Σχήμα 1.4 απεικονίζει μια τέτοια είδους μετατροπή αριθμητικών εισόδων σε ασαφή σύνολα. Η αριθμητική τιμή λοιπόν μπορεί να αντιστοιχηθεί στο ασαφές σύνολο ανάλογα με το βαθμό αλήθειας.



Σχήμα 1.4: Μετατροπή αριθμητικής εισόδου σε ασαφές σύνολο (Πηγή: Sun and Gu, 2011)

Εν συνεχεία, οι γλωσσικές αυτές μεταβλητές εισάγονται ως παρατηρήσεις – είσοδοι στο σύστημα όπου παράγονται τα ασαφή συμπεράσματα σύμφωνα με τα όσα καθορίζονται στη βάση γνώσης. Με τη σειρά τους, οι κανόνες χρησιμοποιούνται για να συσχετίσουν ένα γεγονός με ένα άλλο γεγονός. Οι ασαφείς κανόνες λοιπόν συνδέουν ασαφή σύνολα, δηλαδή εάν το πρώτο στοιχείο εισόδου είναι Α και το δεύτερο στοιχείο εισόδου είναι Β, τότε το συμπέρασμα που εξάγεται, το στοιχείο εισόδου, είναι το Γ.

Κατά το τελευταίο στάδιο είναι απαραίτητη η εκ νέου μετατροπή των γλωσσικών μεταβλητών σε κλασσικούς αριθμούς μέσω της διαδικασίας της αποασαφοποίησης. Δύο είναι οι βασικές μέθοδοι αποασαφοποίησης στη διεθνή βιβλιογραφία, όπως αυτές αναπτύσσονται παρακάτω:

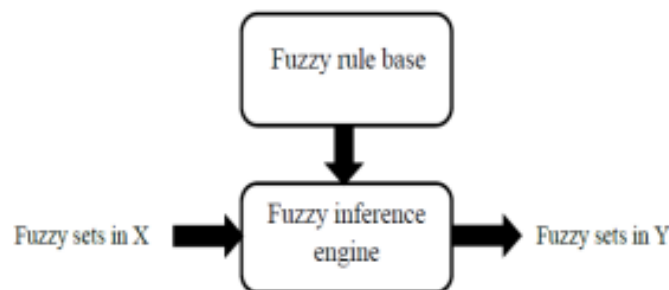
- Μέθοδος κέντρου βάρους (center of gravity – COG): σύμφωνα με το συγκεκριμένη μέθοδο ορίζεται το κέντρο βαρύτητας της μέσης τιμής της τομής των συναρτήσεων συμμετοχής.
- Μέθοδος μέσης τιμής μεγίστων: κατά την εν λόγω προσέγγιση διαχωρίζονται τα ασαφή αποτελέσματα που οι τιμές της συνάρτησης συμμετοχής τους είναι κάτω του μεγίστου.

Συνοψίζοντας λοιπόν τα όσα προαναφέρονται, τα στάδια της ασαφούς συλλογιστικής είναι τα ακόλουθα:

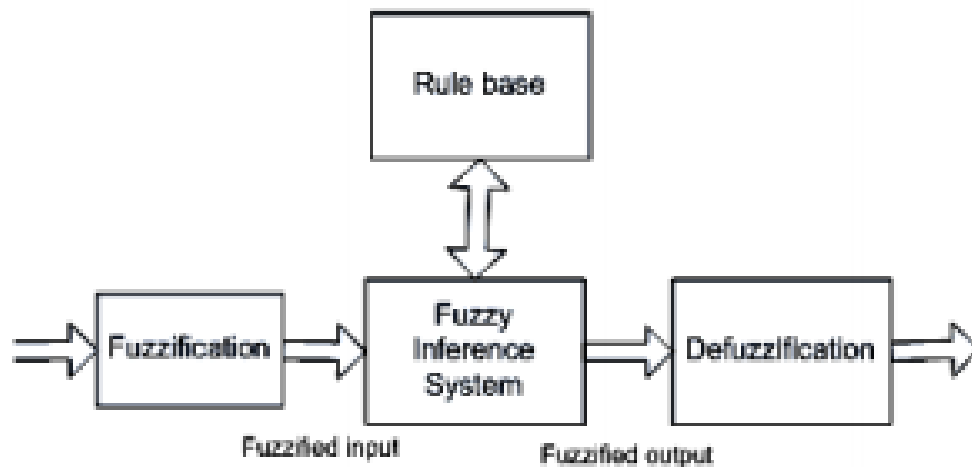
1. Οι είσοδοι μετατρέπονται σε ασαφή σύνολα

2. Καθορίζεται η βάση κανόνων της ασαφούς συλλογιστικής
3. Οι είσοδοι αντιστοιχίζονται στους κατά περίπτωση κανόνες
4. Συντίθενται τα συμπεράσματα από όλους τους κανόνες
5. Αποσαφηνίζονται τα συμπεράσματα

Η τυπική διαδικασία λοιπόν η οποία λαμβάνει χώρα στα πλαίσια ενός ασαφούς συστήματος είναι αυτή η οποία απεικονίζεται στο Σχήμα 1.5, ενώ συνολικά η μέθοδος δίνεται στο Σχήμα 1.6.



**Σχήμα 1.5:** Διαδικασία ασαφούς συστήματος (Πηγή: Sharma et al., 2014)



**Σχήμα 1.6:** Μέθοδος ασαφούς συστήματος (Πηγή: Sharma et al., 2014)

### 1.3 Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής

Όπως ήδη αναφέρθηκε παραπάνω, βασικό πλεονέκτημα της ασαφούς λογικής και της ασαφούς συλλογιστικής είναι το γεγονός πως έχουν ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών σε διάφορους τομείς όπως η βιοϊατρική, η επεξεργασία ήχου και εικόνας, τα δίκτυα τηλεπικοινωνιών, η εδαφομηχανική, οι οικονομικές επιστήμες κλπ. Στη συνέχεια αναφέρουμε ενδεικτικά ορισμένες από τις σημαντικότερες μελέτες στο εν λόγω πεδίο.

Οι Botzoris et al. (2013) για παράδειγμα, επικεντρώνονται στη μοντελοποίηση συστημάτων ουρών αναμονής με τη χρήση ασαφών εκτιμητών.

Στον ευρύτερο χώρο της ιατρικής, ο Mastrocostas (2006) αναπτύσσει ένα επαναλαμβανόμενο ασαφές φίλτρο για την ανάλυση των πνευμόνων και την απεικόνιση των κυστών, μέσω του διαχωρισμού των ήχων, ενώ στο ίδιο πεδίο ενδιαφέροντος οι Mastrocostas et al. (2008) παρουσιάζουν ένα ασαφές μοντέλο για την ανάλυση των πνευμονικών ήχων σε ζωντανό χρόνο. Οι Stylios et al. (2008) ενσωματώνουν αρχιτεκτονικές ασαφών γνωστικών χαρτων σε μια προσπάθεια υποστήριξης της διαδικασίας λήψης ιατρικών αποφάσεων, ενώ οι ασαφείς γνωστικοί χάρτες χρησιμοποιούνται ως εργαλείο στη διαδικασία λήψης αποφάσεων και από την Parageorgiou (2011).

Στο πεδίο της ηλεκτρικής ενέργειας και των ανανεώσιμων πηγών, οι Barbounis and Theocharis (2007) αναπτύσσουν ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου χρησιμοποιώντας την έννοια της χωρικής συσχέτισης, ενώ οι Damousis et al. (2004) χρησιμοποιούν ένα ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου και την επακόλουθη παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας σε ένα αιολικό πάρκο. Η πρόβλεψη των αναγκών σε ενέργεια μέσω της μεθοδολογίας της ασαφούς λογικής μελετάται και από τους Elias et al. (2004). Άλλες μελέτες είναι αυτές των Markoulaki et al. (2006), των Mastrocosta et al. (2001) και των Papadaki et al. (2003).

Οι Mastrocostas and Hilas σε τρεις διαδοχικές μελέτες τα έτη 2012, 2013 και 2014 μελετούν τα δίκτυα τηλεπικοινωνιών υπό το πρίσμα της ασαφούς λογικής, ενώ οι Stoilos

et al. (2006), οι Venetis et al. (2014a, 2014b) και οι Botzoris et al. (2014) εστιάζουν στο διαδίκτυο.

## 2 Νευρωνικά δίκτυα

Έχοντας αναπτύξει το βασικό θεωρητικό πλαίσιο των ασαφών συνόλων και της ασαφούς λογικής, καθώς και τις εφαρμογές των ασαφών συστημάτων, στο παρόν κεφάλαιο επιχειρείται μια πρώτη προσέγγιση στα νευρωνικά δίκτυα. Σε πρώτη φάση δίνονται οι εισαγωγικές έννοιες των νευρωνικών δικτύων, ενώ στη συνέχεια δίνεται μια σύντομη ιστορική αναδρομή και αναλύεται η μετάβαση από τα βιολογικά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

### 2.1 Εισαγωγικές έννοιες νευρωνικών δικτύων

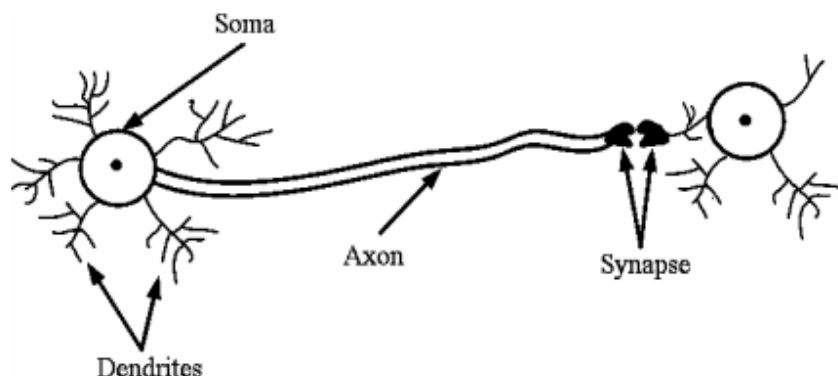
Αν και πρόκειται για ένα σχετικά νέο κλάδο στις φυσικές επιστήμες, εντούτοις, τα νευρωνικά δίκτυα (neural nets ή neural networks) βρίσκονται σε μεγάλη ανάπτυξη, καθώς, δεδομένης της φύσης τους, προσελκύουν ένα ευρύ φάσμα ερευνητών από διάφορα πεδία. Η φιλοσοφία των νευρωνικών δικτύων βασίζεται στο νευρικό σύστημα των έμβιων οργανισμών, ωστόσο το πεδίο εφαρμογής τους εκτείνεται σε μια πολύ μεγαλύτερη γκάμα ζητημάτων. Ουσιαστικά, η λειτουργία των νευρωνικών δικτύων βασίζεται σε ένα συνδυασμό του ανθρώπινου τρόπου σκέψης και του αφηρημένου μαθηματικού τρόπου σκέψης. (Αργυράκης)

Οι έμβιοι οργανισμοί, μεταξύ των οποίων και ο άνθρωπος, διαθέτουν ένα νευρικό σύστημα το οποίο επιτελεί μια πληθώρα διεργασιών μέσω επιμέρους νευρωνικών δικτύων τα οποία είναι εξειδικευμένα για κάθε μια από τις εν λόγω διεργασίες. Με τη σειρά του, κάθε νευρωνικό δίκτυο, αποτελείται από άλλες μικρότερες μονάδες, τους νευρώνες (neurons) ή εναλλακτικά τα νευρώνια. Έργο των νευρώνων είναι να επεξεργάζονται πληροφορίες και να επικοινωνούν με άλλους νευρώνες.

Οι βιολογικοί αυτοί νευρώνες συντίθεται από τρία διαφορετικά τμήματα: το σώμα, τον άξονα και τους δενδρίτες. Οι δενδρίτες είναι ουσιαστικά αυτοί οι οποίοι λαμβάνουν τα σήματα από άλλους νευρώνες με τη μορφή ηλεκτρικών παλμών οι οποίοι διαδίδονται με τη συμβολή χημικών διεργασιών. Εν γένει, ένας νευρώνας δέχεται ένα πλήθος τέτοιων

σημάτων τα οποία αφού επεξεργαστεί κατάλληλα και εν συνεχεία εκπέμπει ο ίδιος ένα συνολικό σήμα προς τους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται. (Golden, 1996)

Υπάρχουν δηλαδή πολλές είσοδοι στους νευρώνες, αλλά μόνο μία έξοδος. Η μορφή ενός βιολογικού νευρώνα δίνεται στο Σχήμα 2.1, το οποίο ακολουθεί.



Σχήμα 2.1: Βιολογικός νευρώνας (Πηγή: Deb and Dixit, 2008)

## 2.2 Ιστορική αναδρομή

Οι βάσεις στο πεδίο των νευρωνικών δικτύων τοποθετούνται πάνω από επτά δεκαετίες πριν, όταν πρώτοι οι McCulloch and Pitts (1943) ανέπτυξαν τα πρώτα μοντέλα, τα οποία ωστόσο μπορούσαν να επιτελέσουν μόνο πολύ απλές διεργασίες. Η συνέχεια δόθηκε από τους Farley and Clark (1954) και τους Rochester et al. (1956).

Ωστόσο, η ραγδαία τεχνολογική πρόοδος ήταν το στοιχείο εκείνο το οποίο οδήγησε τις εξελίξεις στο εν προκειμένω ερευνητικό πεδίο. Ο Rosenblatt (1956) σχεδιάζει το πρώτο νευρωνικό δίκτυο και ειδικότερα το νευρώνα perceptron, ενώ Widrow and Hoff (1960) αναπτύσσουν το σύστημα ADALINE (Adaptive Linear Element).

Κατόπιν, τα νευρωνικά δίκτυα εισήλθαν σε μια περίοδο έντονης κριτικής και αποδοκιμασίας, καθώς οι Minsky and Papert (1969) σε σχετική τους μελέτη ανέδειξαν έντονους προβληματισμούς γύρω από το συγκεκριμένο ζήτημα.

Το παραπάνω γεγονός είχε ως αποτέλεσμα τη δραματική μείωση των κονδυλίων για έρευνα, ωστόσο τα νευρωνικά δίκτυα συνέχισαν να απασχολούν τους ερευνητές.



Προς αυτή την κατεύθυνση, οι Carpenter and Grossberg (1988) ανέπτυξαν νευρωνικά δίκτυα τα οποία είχαν ως βάση τα βιολογικά μοντέλα και θεμελίωσαν τη θεωρία ART (Adaptive Resonance Theory). Ο Klopff (1972) εστίασε στους τεχνητούς νευρώνες, ενώ ο Fukushima (1975) ανέπτυξε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για τη μετάφραση χειρόγραφων χαρακτήρων.

Εν γένει, οι δεκαετίες του 70 και του 80 έθεσαν τις βάσεις για τη ραγδαία ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων καθώς από εκείνο το σημείο και έπειτα εντάθηκε σε μεγάλο βαθμό το ενδιαφέρον στο συγκεκριμένο πεδίο.

## 2.3 Από τα βιολογικά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Το ερώτημα το οποίο εγείρεται σε αυτό το σημείο αφορά το εάν και κατά πόσο ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής μπορεί να μιμηθούν τον ανθρώπινο εγκέφαλο και το νευρικό σύστημα ενός οργανισμού. Η αλήθεια είναι ότι στις μέρες μας οι υπολογιστές μπορούν να φέρουν εις πέρας ένα ευρύ φάσμα διεργασιών οι οποίες πριν από μερικά χρόνια θα φάνταζαν αδύνατες. Ωστόσο, υπάρχουν πολλά πράγματα τα οποία ένας υπολογιστής δεν είναι σε θέση να πραγματοποιήσει σε αντίθεση με το ανθρώπινο μυαλό. Αυτό βέβαια δεν οφείλεται στην ταχύτητα σκέψης, αλλά στην καθαυτή δομή των υπολογιστών.

Εν γένει, οι διαφορές του ανθρώπινου εγκεφάλου και του λειτουργικού συστήματος ενός υπολογιστή είναι οι ακόλουθες (Πλέρου, 2012):

- Διαθέτουν διαφορετική συνδεσιμότητα και υλική κατασκευή.
- Ο υπολογιστής δε διαθέτει κάποιο σύστημα αναγνώρισης εικόνων όπως το οπτικό σύστημα και η αναγνώριση των προτύπων ως εκ τούτου διαφέρει σημαντικά.
- Τόσο η καταχώριση όσο και η επεξεργασία των πληροφοριών εκτελούνται από διακριτά συστήματα σε έναν υπολογιστή, εν αντιθέσει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο όπου πρόκειται για μια σαφώς πιο συνολική διαδικασία.

- Στον υπολογιστή υπάρχει η δυνατότητα πλήρους διαγραφής των στοιχείων και αποθήκευσης νέων, ενώ για τον ανθρώπινο εγκέφαλο κάτι τέτοιο είναι αδύνατο. (Fausset, 1996)
- Ο υπολογιστής διαχειρίζεται με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια δεδομένα και πληροφορίες, ενώ ο ανθρώπινος εγκέφαλος επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες (ψυχολογικούς, συναισθηματικούς κλπ).

Ως αποτέλεσμα των παραπάνω, έχουν αναπτυχθεί τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία αν και βασίζονται στη φιλοσοφία και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, εντούτοις είναι πιο απλοϊκά. Ουσιαστικά, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα επιχειρούν μια προσομοίωση της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Βέβαια, στην περίπτωση των υπολογιστών, οι υπολογισμοί γίνονται παράλληλα και μαζικά. (Πλήρη, 2012)

Εξάλλου, ο ανθρώπινος εγκέφαλος υστερεί κατά πολύ σε ταχύτητα, καθώς οι ψηφιακές λογικές πύλες λειτουργούν πέντε με έξι τάξεις μεγέθους γρηγορότερα (Amit, 1989), γεγονός ωστόσο το οποίο αντισταθμίζεται από τον τεράστιο αριθμό νευρώνων στον ανθρώπινο οργανισμό (Minsky and Papert, 1969).

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αναπτύσσονται διεξοδικά στο επόμενο κεφάλαιο της παρούσας εργασίας.

### 3 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Όπως ήδη αναφέρθηκε παραπάνω, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια προσομοίωση των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, ωστόσο η λειτουργία τους διαφέρει. Στο παρόν κεφάλαιο επιχειρείται μια αναλυτική προσέγγιση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Αρχικά περιγράφεται η έννοια και η λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και ακολούθως διακρίνονται τα είδη αυτών. Τέλος εξετάζονται ορισμένες από τις εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

#### 3.1 Περιγραφή

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) ή Artificial Neural Networks (ANN) ορίζονται ως δομές οι οποίες προκύπτουν από τη σύνθεση ενός μεγάλου αριθμού διασυνδεδεμένων στοιχείων, τα οποία καλούνται νευρώνες (processing units). Οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε στρώματα και συνεργάζονται μεταξύ τους έτσι ώστε να διασφαλισθεί η ομαλή λειτουργία του όλου συστήματος. Κάθε νευρώνας ενδέχεται να έχει πολλές εισόδους (inputs), έχει όμως μόνο μία έξοδο (output), η οποία μπορεί αποτελέσει είσοδο για κάποιον άλλον νευρώνα. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων βέβαια δεν είναι πανομοιότυπες και η σημασία τους καθορίζεται από το συντελεστή βάρους κάθε σύνδεσης. Συνολικά, η συνεργασία μεταξύ των νευρώνων προσδιορίζεται από τη συνάρτηση μεταφοράς η οποία λαμβάνει υπόψη κάθε μία έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους αντίστοιχους συντελεστές βάρους. Κατ' αντιστοιχία, η επεξεργασία στα πλαίσια των νευρώνων καθορίζεται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης. (Golden, 1996)

Ουσιαστικά λοιπόν, το ΤΝΔ είναι ένας παράλληλος κατανεμημένος επεξεργαστής ο οποίος εστιάζει στην αποθήκευση δεδομένων και ανάλογα την απόδοσης εμπειρικής γνώσης. (Aleksander and Morton, 1990)

Οι βασικές ιδιότητες των ΤΝΔ είναι οι εξής (Haykin, 2010):

1. Μη γραμμικότητα: Οι τεχνητοί νευρώνες δεν είναι απαραίτητα γραμμικοί. Ως εκ τούτου, καθίσταται δυνατή η προσομοίωση μη γραμμικών συστημάτων, δεδομένου ότι πολλές σύγχρονες εφαρμογές απαιτούν μια τέτοια προσέγγιση.
2. Αντιστοίχιση: Κατά την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ, όπως αυτή αναλύεται παρακάτω, υπάρχουν επαναλαμβανόμενες διαδικασίες μέχρι εκείνο το σημείο όπου το δίκτυο φτάσει σε μια μόνιμη κατάσταση χωρίς σημαντικές μεταβολές στα βάρη.
3. Προσαρμοστικότητα: Τα ΤΝΔ μπορούν πολύ εύκολα να επανεκπαιδευτούν σε νέα περιβάλλοντα και να προσαρμοστούν σε νέες συνθήκες λειτουργίας.
4. Ενδεικτική απόκριση: Τα ΤΝΔ παρέχουν πληροφορίες όχι μόνο για τα πρότυπα τα οποία επιλέγονται, αλλά και για το βαθμό αξιοπιστίας.
5. Περιεχόμενο: Κάθε ένας νευρώνας επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τη δραστηριότητα των υπολοίπων νευρώνων του δικτύου.
6. Ανοχή σε βλάβες: Τα ΤΝΔ είναι ιδιαίτερα ανθεκτικά στις βλάβες και θα πρέπει η ενδεχόμενη βλάβη να είναι πολύ μεγάλης έκτασης προκειμένου να επηρεάσει τη λειτουργία του.
7. Υλοποίηση σε VLSI: Δίνεται η δυνατότητα υλοποίηση με χρήση τεχνολογίας πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκλήρωσης.
8. Ομοιομορφία: Χρησιμοποιείται η ίδια σημειογραφία σε όλο το φάσμα της λειτουργίας των ΤΝΔ.
9. Αναλογία με τη νευροφυσιολογία του εγκεφάλου: όπως ήδη έχει επισημανθεί, τα ΤΝΔ βασίζονται στο τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου.

### 3.1.1 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Τα ΤΝΔ έχουν αναπτυχθεί προκειμένου να επιτελούν ορισμένες διεργασίες, όπως για παράδειγμα η αναγνώριση μοτίβων ή εικόνων. Για να συμβεί βέβαια αυτό, θα πρέπει ένα δίκτυο να έχει αρχικά εκπαιδευτεί κατάλληλα. (State et al., 2005)

Δύο είναι οι βασικές λειτουργίες ενός ΤΝΔ: η μάθηση (learning) και η ανάκληση (recall). Η μάθηση είναι μια διαδικασία μέσω της οποίας τροποποιούνται οι τιμές των βαρών ενός δικτύου έτσι ώστε ένα συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου, να οδηγεί σε ένα αντίστοιχο διάνυσμα εξόδου. Από την άλλη πλευρά, η ανάκληση αναφέρεται στη διαδικασία υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου, δεδομένου του διανύσματος εισόδου και των τιμών των βαρών. (Haykin, 1994)

Η διαδικασία μάθησης στα πλαίσια των ΤΝΔ ουσιαστικά αναφέρεται στην κατάλληλη διαμόρφωση της αρχιτεκτονικής του δικτύου και των καθορισμό των βαρών, έτσι ώστε αυτό να είναι εν συνεχεία ικανό να εκτελεί την επιθυμητή διεργασία. Ο σχεδιαστής έχει τη δυνατότητα να ορίσει με σαφήνεια τα βάρη τα οποία πρόκειται να χρησιμοποιηθούν, ωστόσο, στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, το ΤΝΔ καλείται να μάθει τα αντίστοιχα βάρη μέσα από τα πρότυπα εκπαίδευσης τα οποία παρέχονται, δηλαδή τα παραδείγματα. Αυτό είναι ένα από τα βασικά στοιχεία τα οποία έχουν αναδείξει ιδιαίτερα το ρόλο και τη χρησιμότητα των ΤΝΔ. Δηλαδή, αντί για κανόνες ένα δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί μέσα από συγκεκριμένα παραδείγματα.

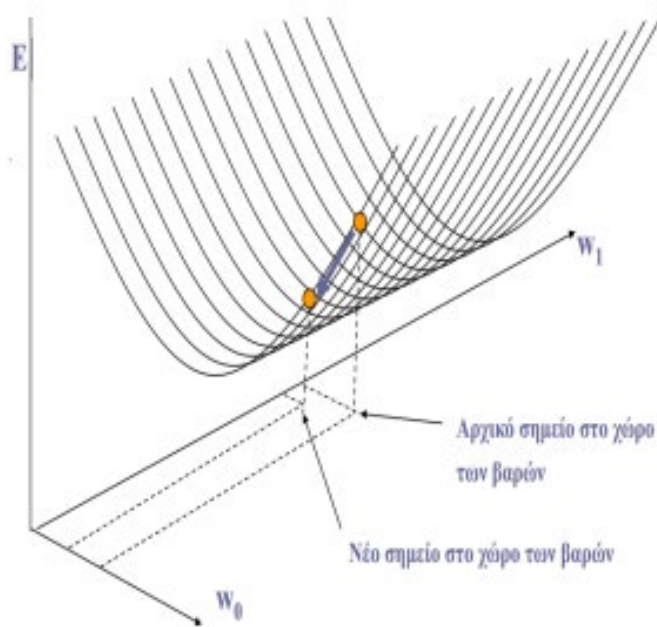
Ουσιαστικά, κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το στοιχείο το οποίο μεταβάλλεται είναι οι τιμές των βαρών όσον αφορά τις συνδέσεις των νευρώνων (Nelson and Illingworth, 1991). Ο τρόπος μεταβολής βέβαια δεν είναι κοινός. Ανάλογα με τη διαδικασία η οποία ακολουθείται για τις τιμές των βαρών, διακρίνονται οι παρακάτω τρεις μορφές μάθησης στη διεθνή βιβλιογραφία.

#### (i) Επιβλεπόμενη Μάθηση (supervised learning)

Πρόκειται για τον πλέον διαδεδομένο τρόπο μάθησης στα πλαίσια εκπαίδευσης των ΤΝΔ. Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μέθοδο, διενεργούμε μια σειρά από δοκιμές χρησιμοποιώντας συγκεκριμένα παραδείγματα και ελέγχουμε εάν η έξοδος η οποία αποδίδεται από το ΤΝΔ είναι σωστή. Εάν πράγματι η έξοδος είναι σωστή, τότε χρησιμοποιούμε και άλλο παράδειγμα. Εάν όμως δεν είναι σωστή, τότε θα πρέπει να αναπροσαρμόσουμε τα σχετικά βάρη. Στόχος των αλληπάλληλων δοκιμών είναι η

ελαχιστοποίηση της απόκλισης της εξόδου του ΤΝΔ από τη σωστή έξοδο, η οποία καλείται σφάλμα σήματος (error signal). (Mandic and Chambers, 2001)

Ουσιαστικά, πρόκειται για ένα σύστημα ανάδρασης κλειστού βρόχου, στα πλαίσια του οποίου χρησιμοποιείται ως μέτρο το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ως συνάρτηση των βαρών σύνδεσης μεταξύ των τεχνητών νευρώνων. Η εν λόγω συνάρτηση θα πρέπει να έχει καθοδική πορεία για τη βελτίωση της απόδοσης του συστήματος και την ελαχιστοποίηση του σφάλματος, όπως αποτυπώνεται στο Σχήμα 3.1 το οποίο ακολουθεί. Πολλές φορές βέβαια, η διαδικασία ελαχιστοποίησης του σφάλματος είναι αρκετά χρονοβόρα και συνεπάγεται ως εκ τούτου υψηλό κόστος. (Moller, 1993)



Σχήμα 3.1: Επιφάνεια σφάλματος

Η επιβλεπόμενη μάθηση με τη σειρά της διαχωρίζεται σε δομική μάθηση και προσωρινή μάθηση. Η πρώτη αναφέρεται σε περιπτώσεις εντοπισμού της βέλτιστης

σχέσης εσόδων και εξόδων, ενώ η δεύτερη σε προβλήματα πρόβλεψης και ελέγχου. (Ishikawa, 1996)

### (ii) Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (unsupervised learning)

Σε αντίθεση με την προηγούμενη μέθοδο, στη συγκεκριμένη περίπτωση δε γίνεται χρήση κάποιου εξωτερικού παράγοντα για την επίβλεψη. Δεν υπάρχει δηλαδή κάποια σύγκριση με την επιθυμητή έξοδο του ΤΝΔ, αλλά το δίκτυο ελέγχει μόνο του τις διαδικασίες και διορθώνει τα σφάλματα χρησιμοποιώντας έναν εσωτερικό μηχανισμό ανάδρασης. Εν γένει, το δίκτυο αναζητά να αναγνωρίσει ορισμένες τάσεις στα δεδομένα εισόδου έτσι ώστε να διαμορφώσει κατάλληλα και τις εξόδους του. Δημιουργεί τη δική του κωδικοποίηση και τις δικές του αναπαραστάσεις και όταν πάψει να μεταβάλλει τα βάρη τότε χαρακτηρίζεται ως εκπαιδευμένο. (Becker, 1994; Haykin, 2004)

### (iii) Βαθμολογημένη μάθηση (graded learning)

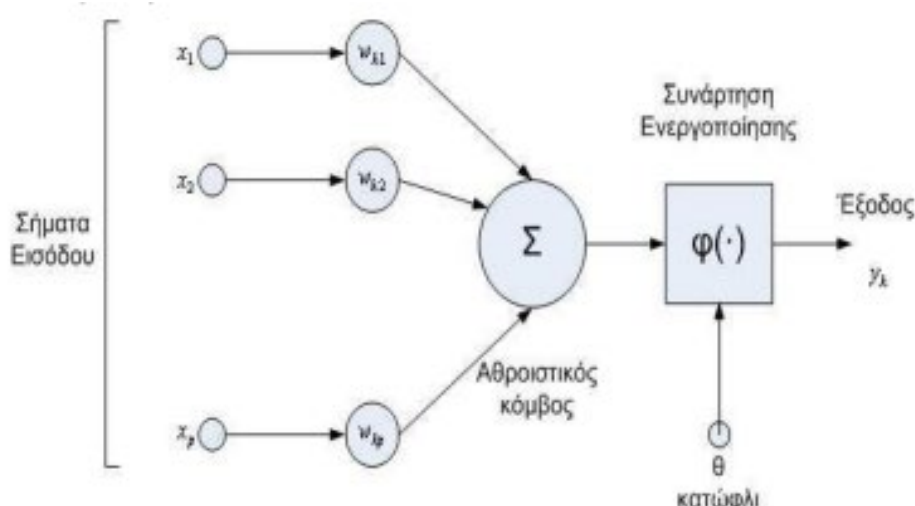
Η εν λόγω διαδικασία είναι μια υβριδική μέθοδος και πρόκειται ουσιαστικά για μια παραλλαγή της επιβλεπόμενης μάθησης. Η διαφορά μεταξύ τους έγκειται στο γεγονός πως δεν δίνεται η επιθυμητή έξοδος για τις αντίστοιχες εισόδους, αλλά δηλώνεται μόνο εάν το ΤΝΔ κατέληξε σε σωστή ή όχι έξοδο.

Δύο ζητήματα τα οποία θα πρέπει να απασχολήσουν ιδιαίτερα στα πλαίσια της εκπαίδευσης ενός ΤΝΔ είναι η ατελής μάθηση και η υπερεκπαίδευση. Η ατελής μάθηση (underfitting), όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό, αναφέρεται στην περίπτωση που ένα ΤΝΔ δεν καταφέρει να εκπαιδευτεί ως αποτέλεσμα του σχεδιασμού του. Από την άλλη πλευρά, η υπερεκπαίδευση (overfitting) προκύπτει όταν το ΤΝΔ έχει περισσότερους νευρώνες από όσους χρειάζεται. Τότε παρατηρείται το φαινόμενο της απομνημόνευσης, κατά το

οποίο το ΤΝΔ δίνει σωστά αποτελέσματα μόνο για τα δεδομένα εισόδου στα οποία έχει εκπαιδευτεί. (Διαμαντάρας, 2007)

### 3.1.2 Το Μοντέλο του Τεχνητού Νευρώνα

Βασικό δομικό στοιχείο των ΤΝΔ είναι ο νευρώνας. Ουσιαστικά πρόκειται για μια μονάδα η οποία επεξεργάζεται δεδομένα και η μορφή του αποτυπώνεται σχηματικά στο Σχήμα



Σχήμα 3.2: Τεχνητός νευρώνας (Πηγή: State et al., 2005)

3.2 που ακολουθεί.

Ο τεχνητός νευρώνας δέχεται ως εισόδους τα σήματα  $x_1, x_2, \dots, x_p$  τα οποία κατόπιν τροποποιούνται βάσει των τιμών των βαρών  $w_{x1}, w_{x2}, \dots, w_{xp}$ , τα οποία με τη σειρά τους μπορεί να λαμβάνουν είτε θετικές είτε αρνητικές τιμές, ανάλογα με το εάν οι συνδέσεις έχουν επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία αντίστοιχα.

Το κυρίως μέρος του νευρώνα αποτελείται από τον αθροιστή (αθροιστικό κόμβο) και τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Ο μεν αθροιστής συγκεντρώνει τα σήματα εισόδου, τα οποία εν συνεχεία μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης διαμορφώνονται σε σήμα εξόδου. Βέβαια, ένας νευρώνας ενδέχεται να έχει περισσότερες από μία εξόδους, όλες όμως θα έχουν την ίδια τιμή.



## 3.2 Είδη Τεχνητών νευρωνικών δικτύων

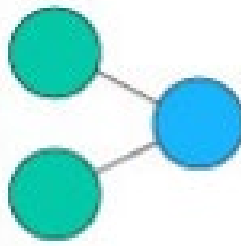
Τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται κατά κύριο λόγο από την αρχιτεκτονική τους, η οποία αναφέρεται στον αριθμό και τον τύπο των νευρώνων του δικτύου, καθώς και του τρόπου με τον οποίο αυτοί συνδέονται μεταξύ τους, δηλαδή τη διάταξη των συνδέσεων. Εν γένει, οι νευρώνες οργανώνονται σε επίπεδα, η δομή των οποίων καθορίζει τον αλγόριθμο μάθησης όσον αφορά την εκπαιδευτική διαδικασία. Δύο είναι οι βασικές κατηγορίες ΤΝΔ βάσεις της αρχιτεκτονικής τους: τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης και τα αναδρομικά δίκτυα, κάθε μια με τις αντίστοιχες υποκατηγορίες.

### 3.2.1 Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης

Τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) επιτρέπουν τη ροή πληροφοριών αποκλειστικά προς μια κατεύθυνση, από τους κόμβους εισόδου προς την έξοδο. Ενδέχεται βέβαια να υπάρχουν και ενδιάμεσοι κόμβοι, καθώς τα εν λόγω ΤΝΔ οργανώνονται σε στρώματα. (Wilamowski, 2003)

Κύριο χαρακτηριστικό των δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης είναι το γεγονός πως δεν υπάρχει ανατροφοδότηση μεταξύ των νευρώνων. (Glorot and Bengio, 2010)

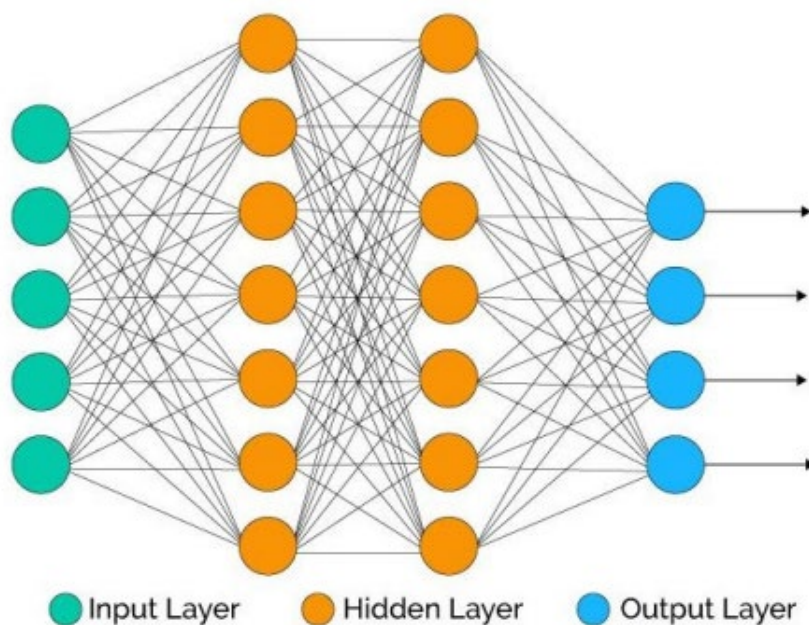
Στην πιο απλή του μορφή, ένα δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης αποτελείται από ένα μόνο στρώμα κόμβων, καλείται δίκτυο μονού επιπέδου perceptron ή ενός επιπέδου perceptron και αποτυπώνεται στο Σχήμα 3.3.



Σχήμα 3.3: Δίκτυο μονού επιπέδου perceptron

Η εκπαίδευση ενός τέτοιου δικτύου γίνεται συνήθως με τη χρήση απλών αλγορίθμων μάθησης, οι οποίοι βασίζονται στον υπολογισμό των σφαλμάτων και ανάλογα προσαρμόζουν τα βάρη.

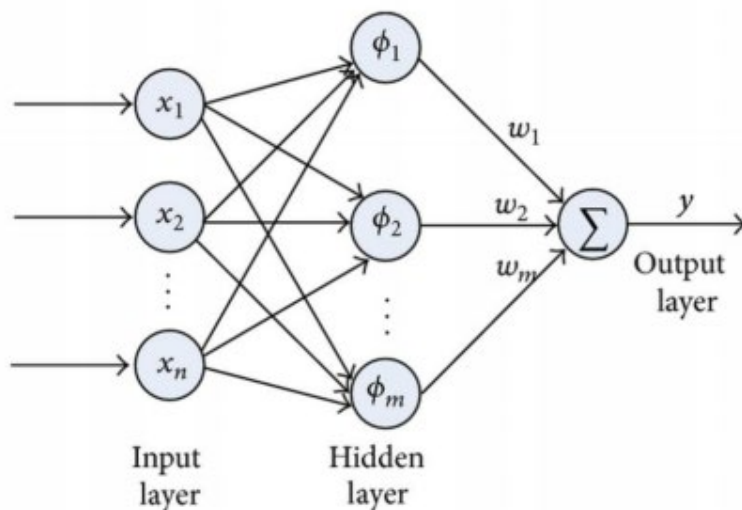
Ωστόσο, όπως ήδη αναφέρθηκε παραπάνω, ένα ΤΝΔ μπορεί να περιλαμβάνει περισσότερα του ενός στρώματα, τα οποία συνδέονται μεταξύ τους με τρόπο πρόσθιας τροφοδότησης. Στα δίκτυα perceptron πολλαπλών επιπέδων, κάθε τεχνητός νευρώνας συνδέεται με τους νευρώνες του επόμενου στρώματος. Στην προκειμένη περίπτωση χρησιμοποιούνται διαφορετικές τιμές μάθησης, με την οπίσθια διάδοση να είναι η πλέον διαδεδομένη (Svozil et al., 1997). Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μέθοδο οι τιμές εξόδου αντιπαραβάλλονται με τις σωστές τιμές και εν συνεχεία τα σφάλματα διοχετεύονται στο



Σχήμα 3.4: Δίκτυο perceptron πολλαπλών επιπέδων

δίκτυο όπου γίνεται η απαραίτητη αναπροσαρμογή των βαρών. Στο Σχήμα 3.4 δίνεται ένα δίκτυο perceptron πολλαπλών επιπέδων.

Μια ειδική κατηγορία των δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης είναι τα δίκτυα radial basis function (RBF), τα οποία χρησιμοποιούν συναρτήσεις ακτινικού τύπου. Στην περίπτωση αυτή, η έξοδος προκύπτει ως γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων των νευρώνων και της ακτινικής βάσης των εισόδων. Κατά βάση τα δίκτυα RBF δομούνται σε τρία επίπεδα, καθώς πέρα από το στρώμα εισόδου και το στρώμα εξόδου, υπάρχει παράλληλα και ένα κρυφό στρώμα με μη γραμμική λειτουργία ενεργοποίησης RBF. Στο Σχήμα 3.5 δίνεται η μορφή ενός δικτύου RBF. (Broomhead and Lowe, 1988)

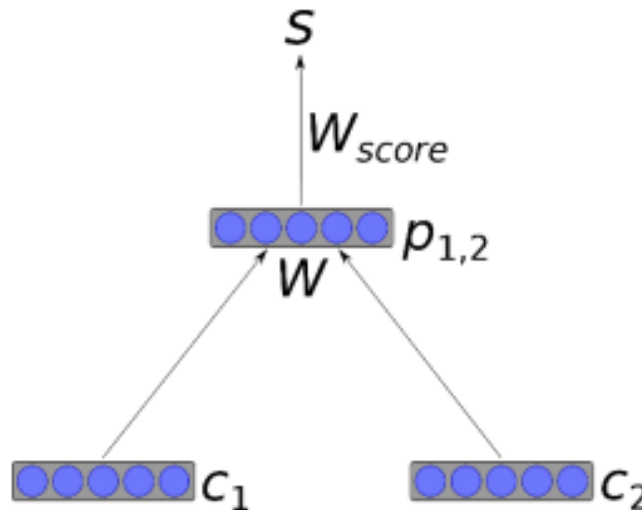


Σχήμα 3.5: Δίκτυο RBF

### 3.2.2 Αναδρομικά Δίκτυα

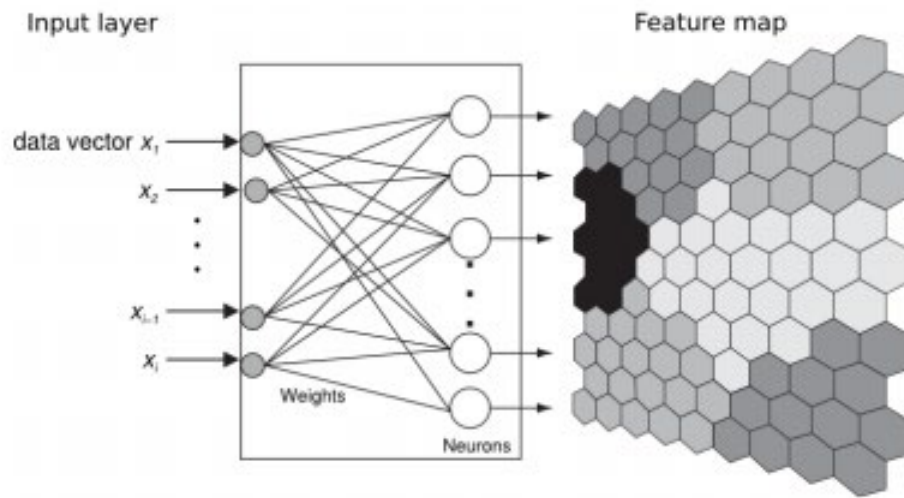
Σε αντίθεση με τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, στα αναδρομικά δίκτυα (recurrent neural networks) υπάρχει τουλάχιστον ένας κόμβος ανάδρασης. Ειδικότερα, η έξοδος κάθε τεχνητού νευρώνα ανατροφοδοτεί την είσοδο άλλων τεχνητών νευρώνων εντός του ίδιου δικτύου, ενώ ενδέχεται να ανατροφοδοτεί και τη δική του είσοδο, οπότε γίνεται λόγος για αυτοανάδραση. Τέσσερις είναι οι επιμέρους μορφές αναδρομικών δικτύων: τα επαναλαμβανόμενα δίκτυα, τα δίκτυα Kohonen, τα δίκτυα Hopfield και τα δίκτυα ART.

Τα επαναλαμβανόμενα δίκτυα επιτρέπουν τη ροή πληροφοριών και προς τις δύο κατευθύνσεις (εμπρός και πίσω) με τις εξόδους ορισμένων νευρώνων να τροφοδοτούνται σε νευρώνες προηγούμενων επιπέδων. Στο Σχήμα 3.6 δίνεται η μορφή ενός τέτοιου δικτύου.



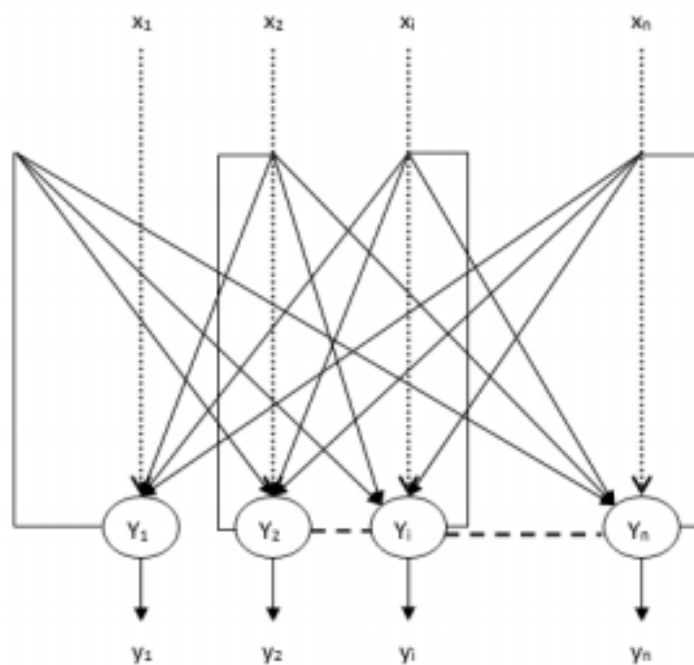
Σχήμα 3.6: Επαναλαμβανόμενα δίκτυα

Τα δίκτυα Kohonen τα οποία καλούνται επίσης αυτοοργανωτικοί χάρτες χαρακτηριστικών αναπτύσσονται σε δύο επίπεδα μέσω των οποίων τα ν-διάστατα δεδομένα εισόδου μετατρέπονται σε δεδομένα χαμηλότερης τάξης. Η δομή των δικτύων Kohonen δίνεται στο Σχήμα 3.7 που ακολουθεί.



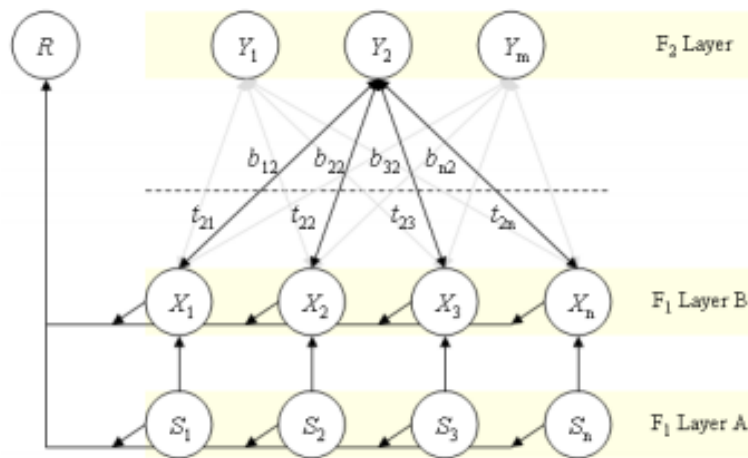
**Σχήμα 3.7:** Δίκτυο Kohonen

Το δίκτυο Hopfield είναι ένα συμμετρικό δίκτυο το οποίο αναπτύσσεται μόνο σε ένα επίπεδο με τους νευρώνες να συνδέονται πλήρως μεταξύ τους. Τα συγκεκριμένα δίκτυα χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο σε προβλήματα συσχετίσεων και βελτιστοποίησης. Η τυπική μορφή ενός δικτύου Hopfield είναι αυτή η οποία απεικονίζεται στο Σχήμα 3.8.



Σχήμα 3.8: Δίκτυο Hopfield

Τέλος, τα δίκτυα ART αποτελούνται από δύο πλήρως διασυνδεδεμένα στρώματα. Το ένα στρώμα περιλαμβάνει τους νευρώνες εισόδου και το άλλο τους νευρώνες εξόδου. Ουσιαστικά, ένα τέτοιου τύπου δίκτυο αποθηκεύει μοτίβα δεδομένων και κάθε φορά που παρουσιάζεται ένα πρότυπο είτε το ταυτοποιεί με κάποιο ήδη υπάρχον είτε το αποθηκεύει ως νέο εάν δεν προσομοιάζει σε κάποιο άλλο. Στο Σχήμα 3.9 δίνεται η μορφή ενός δικτύου ART.



Σχήμα 3.9: Δίκτυο ART

### 3.3 Εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Οι υψηλές δυνατότητες των ΤΝΔ όσον αφορά την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων και η ικανότητά τους να προσαρμόζονται σε νέες συνθήκες και να εκπαιδεύονται κατάλληλα έχει οδηγήσει στη χρήση τους σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών σε τομείς όπως η ιατρική, η οικονομία, η μηχανική κλπ.

Οι Furundzic et al. (1998) για παράδειγμα αναπτύσσουν ένα ΤΝΔ με σκοπό την αναγνώριση γυναικών οι οποίες παρουσιάζουν μεγαλύτερη πιθανότητα εμφάνισης καρκίνου του μαστού, το οποίο λαμβάνει υπόψη μια σειρά από δεδομένα και σχετικούς παράγοντες κινδύνου. Στην πρόληψη του καρκίνου του μαστού μέσω ΤΝΔ εστιάζουν και οι Fogel et al. (1995).

Στον κλάδο των χρηματοοικονομικών, οι Dutta and Shekhar (1988) χρησιμοποιούν τα ΤΝΔ με σκοπό την πρόβλεψη των αποδόσεων των επιχειρηματικών ομολόγων, λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός πως τα μαθηματικά μοντέλα δεν προσφέρουν αξιόπιστα αποτελέσματα.

Σε άλλες μελέτες, οι Aldrich et al. (1994) εφαρμόζουν τα ΤΝΔ στη μεταλλουργική βιομηχανία και ο Takagi (1992) σε ζητήματα που σχετίζονται με καταναλωτικά προϊόντα.

Οι παραπάνω περιπτώσεις είναι καθαρά ενδεικτικές, καθώς στη σχετική βιβλιογραφία και πρακτική μπορεί κανείς να βρει έναν τεράστιο όγκο εφαρμογών των ΤΝΔ.

### 3.4 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα νευρωνικών δικτύων

Εν γένει, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν ένα μεγάλο αριθμό πλεονεκτημάτων. Σύμφωνα με τους Zealand et al. (1999), το κυριότερο πλεονέκτημα το τεχνητών νευρωνικών δικτύων έγκειται στη δυνατότητά τους να εξαγάγουν λύσεις σε προβλήματα, δίχως να υπάρχει πρότερη γνώση επί αυτών. Στις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών καταλήγουν τα ίδια μέσα από τα εμπειρικά δεδομένα τα οποία λαμβάνουν. Ως εκ τούτου, δεν απαιτούν ειδικές γνώσεις επί των ζητημάτων τα οποία προσεγγίζουν κατά την ανάπτυξη τέτοιου είδους εφαρμογών.

Εξίσου σημαντική είναι η ικανότητά τους να αυτοεκπαιδεύονται, σύμφωνα με τις μεθόδους οι οποίες αναπτύχθηκαν παραπάνω. Εξάλλου, το γεγονός πως είναι μη γραμμικά, προσφέρει τη δυνατότητα επίλυσης εξαιρετικά περίπλοκων προβλημάτων, ενώ το γεγονός πως είναι σε θέση να εκτελούν πολλές διεργασίες ταυτόχρονα, ενισχύει ακόμη περισσότερο το ρόλο τους.

Υπάρχουν βέβαια και μειονεκτήματα. Εάν τα δεδομένα είναι ελλιπή είναι ορατό το ενδεχόμενο το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο να αποτύχει να παράξει μια ικανοποιητική λύση, αδυνατώντας να εκφράσει τις σχέσεις μεταξύ των δεδομένων που λαμβάνει ως εισόδους. Άλλωστε, δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη τεχνική όσον αφορά τον άριστο αριθμό δεδομένων, αλλά καταλήγουμε στις συγκεκριμένες παραμέτρους έπειτα από μια διαδικασία συνεχών δοκιμών και εξαγωγής σφαλμάτων.

Παράλληλα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν είναι εύκολα προσαρμόσιμα σε αλλαγές του συστήματος, καθώς έχουν εκπαιδευτεί σε συγκεκριμένες συνθήκες και σχέσεις, οι οποίες υποθέτουν ότι θα εξακολουθήσουν να ισχύουν και στο μέλλον.

Επίσης, δύο σημαντικά προβλήματα τα οποία παρατηρούνται στα πλαίσια των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η υπερεκπαίδευση (overtraining) και η υποπροσαρμογή (underfitting). Η υποπροσαρμογή έγκειται ουσιαστικά στον κίνδυνο



υπερπαραμετροποίησης, ο οποίος υπεισέρχεται σε όλα τα προβλήματα μοντελοποίησης. Η δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου δηλαδή, ενδέχεται να είναι περισσότερο πολύπλοκη από τις σχέσεις οι οποίες μοντελοποιούνται στην πράξη. Από την άλλη πλευρά, η υπερεκπαίδευση, η οποία αναφέρεται και στην ενότητα 3.1 της παρούσας εργασίας, οδηγεί στην αδυναμία του δικτύου να προσεγγίσει σχέσεις οι οποίες διαφέρουν έστω και ελάχιστα από αυτές στις οποίες έχει εκπαιδευθεί κατά το αρχικό στάδιο μοντελοποίησής του.

## 4 Νευρο-ασαφή συστήματα

Τα νευρο-ασαφή συστήματα ουσιαστικά προκύπτουν ως ένας συνδυασμός της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων, οι έννοιες των οποίων έχουν αναπτυχθεί στα προηγούμενα κεφάλαια της παρούσας εργασίας. Η ανάγκη για τη δημιουργία των εν λόγω συστημάτων προέκυψε μέσα από την προσπάθεια αντιμετώπισης των μειονεκτημάτων των ασαφών συστημάτων και των νευρωνικών δικτύων. Αρχικά εξετάζονται οι βασικές έννοιες των νευρο-ασαφών συστημάτων και εν συνεχεία περιγράφεται η αρχιτεκτονική τους.

### 4.1 Βασικές έννοιες

Ο συνδυασμός ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων δύναται να λάβει δύο μορφές. Στη μεν πρώτη, τα δύο επιμέρους συστήματα λειτουργούν ανεξάρτητα και η «συνεργασία» τους έγκειται στο γεγονός πως το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προσδιορίζει τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος. Αυτό μπορεί να γίνεται τόσο σε πραγματικό χρόνο όσο και σε μη. Στην προκειμένη περίπτωση κάνουμε λόγο για ένα νευρο-ασαφές σύστημα συνεργασίας.

Στη δεύτερη περίπτωση, αντίθετα, δεν υπάρχει διαχωρισμός, αλλά τα δύο συστήματα λειτουργούν από κοινού, ως μια ολότητα, ως ένα ενιαίο σύστημα. Ένα τέτοιου τύπου σύστημα είναι το ANFIS.

Τα προσαρμοστικά νευρο-ασαφή συστήματα (ANFIS – Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) συνδυάζουν τη δυνατότητα των ασαφών συστημάτων συμπερασμού (FIS) να αποθηκεύουν ένα ευρύ φάσμα κανόνων και δεδομένων με την ικανότητα των νευρωνικών δικτύων να εκπαιδεύονται και να καταλήγουν σε αποφάσεις προσομοιώνοντας την ανθρώπινη λογική. (Karnik et al., 1999)

Στα πλαίσια των νευρο-ασαφών συστημάτων, το FIS μετατρέπεται σε ένα προσαρμοστικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από πέντε στρώματα. Όσον αφορά τον υβριδικό κανόνα εκμάθησης, αυτός προκύπτει ως ένας συνδυασμός μίας βαθμίδας

αντίστροφης διάδοσης και εκτίμησης ελαχίστων τετραγώνων και η χρήση του έγκειται στη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του FIS στο ANFIS. (Kaburlasos, 2006)

Ουσιαστικά, κύριος του στόχος ενός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος είναι ο εντοπισμός των βέλτιστων συναρτήσεων συμμετοχής του FIS και κατόπιν η εφαρμογή ενός υβριδικού αλγορίθμου εκμάθησης. (Carpenter & al., 1991)

Ο σχεδιασμός ενός ANFIS δεν αποσκοπεί στη μοντελοποίηση του προβλήματος, αλλά στη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς αυτού που καλείται να λάβει την κατάλληλη κατά περίπτωση απόφαση. Εισάγεται δηλαδή ένα σύστημα ελέγχου όσον αφορά τις επιμέρους διεργασίες που λαμβάνουν χώρα.

Η εν λόγω προσέγγιση, ο συνδυασμό ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων δηλαδή, προσφέρει ένα ευρύ φάσμα πλεονεκτημάτων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δίνουν τη δυνατότητα συντονισμού των γλωσσικών μεταβλητών της ασαφούς λογικής, ενώ η αλληλεπίδραση των νευρώνων με τη χρήση ασαφών κανόνων συμβάλλει στην καλύτερη κατανόηση του δικτύου. Οδηγούμαστε λοιπόν σε βελτιωμένα δίκτυα.

Κατ' αυτόν τον τρόπο, καθίσταται δυνατή η προσέγγιση δύσκολων και εξαιρετικά σύνθετων προβλημάτων (Singh et al., 2012).

Ακόμη και μη γραμμικά μπορούν να επιλυθούν με υψηλή ακρίβεια, χωρίς μάλιστα να απαιτείται υψηλός όγκος δεδομένων εισόδου ή υψηλοί χρόνοι εκμάθησης. (Wei et al., 2011)

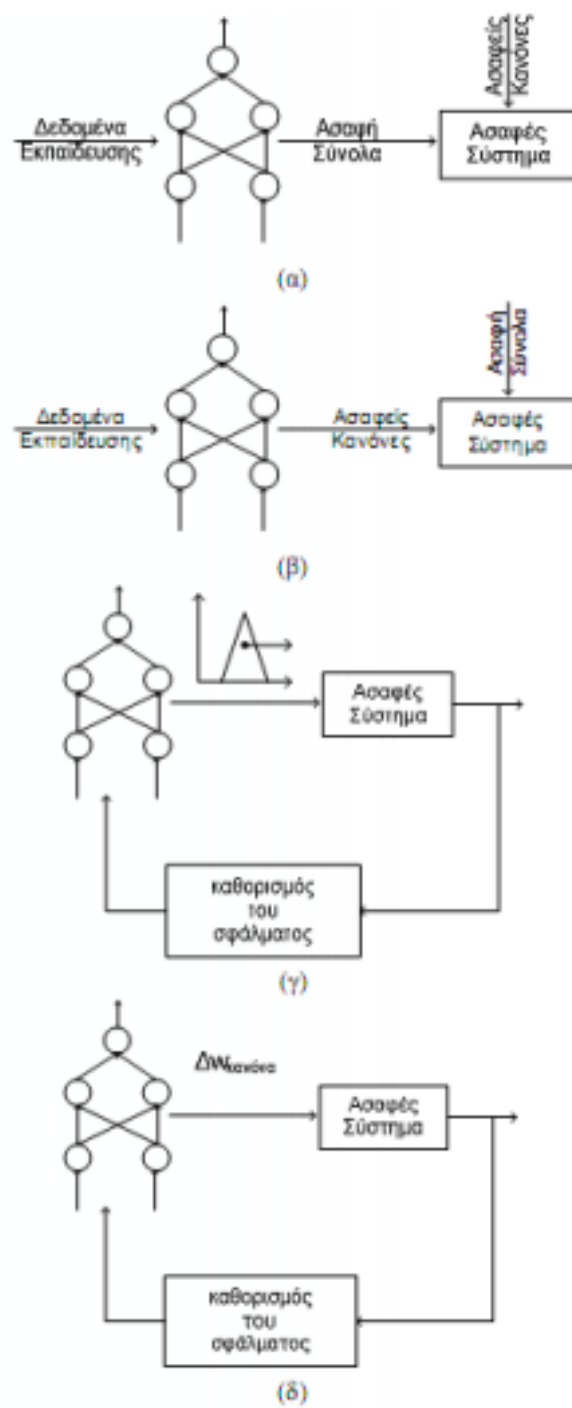
Ένα ακόμη πλεονέκτημα του ANFIS είναι το γεγονός πως απαιτεί σαφώς λιγότερες επαναλήψεις από ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο.

## 4.2 Αρχιτεκτονική

Η δομή του συστήματος διαδραματίζει φυσικά καθοριστικό ρόλο. Στη συνέχεια λοιπόν αναλύεται η αρχιτεκτονική των συστημάτων κάθε μιας από τις παραπάνω κατηγορίες: τα νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας και τα υβριδικά συστήματα.

#### 4.2.1 Νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας

Τα νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας δύναται να λάβουν τέσσερις διαφορετικές μορφές, όπως αυτές απεικονίζονται στο Σχήμα 4.1 που ακολουθεί.



Σχήμα 4.1: Νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας

Στα νευρο-ασαφή συστήματα της μορφής (α), το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιεί τα δεδομένα εκμάθησης με σκοπό τον προσδιορισμό των συναρτήσεων συμμετοχής του ασαφούς συστήματος. Ο προσδιορισμός δε γίνεται σε πραγματικό χρόνο, ενώ σε κάθε περίπτωση είναι αναγκαία η θέσπιση ασαφών κανόνων από το χρήστη για την τελική διαμόρφωση του ασαφούς συστήματος.

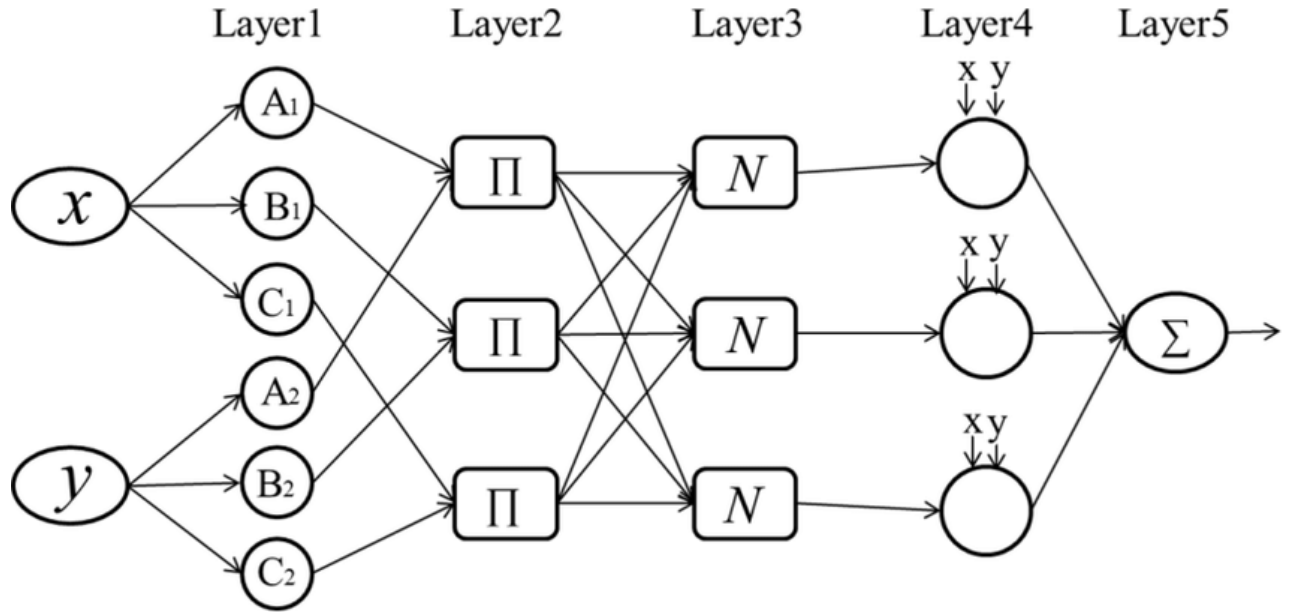
Στα συστήματα της μορφής (β), το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο καθορίζει τους ασαφείς κανόνες απευθείας από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Στη συνέχεια, για τον καθορισμό του τελικού συστήματος οι κανόνες οι οποίοι προκύπτουν συνδυάζονται με τις συναρτήσεις συμμετοχής. Και σε αυτήν την περίπτωση ο προσδιορισμός γίνεται σε μη πραγματικό χρόνο.

Σε αντίθεση με τις δύο παραπάνω μορφές, στα συστήματα της μορφής (γ) η ρύθμιση του συστήματος γίνεται σε πραγματικό χρόνο, όσο δηλαδή το σύστημα βρίσκεται σε λειτουργία. Όπως είναι προφανές, στην προκειμένη περίπτωση τόσο οι ασαφείς κανόνες όσο και οι συναρτήσεις συμμετοχής θα πρέπει να δοθούν εκ των προτέρων. Παράλληλα, θα πρέπει να ορισθεί και ένα μέτρο σφάλματος.

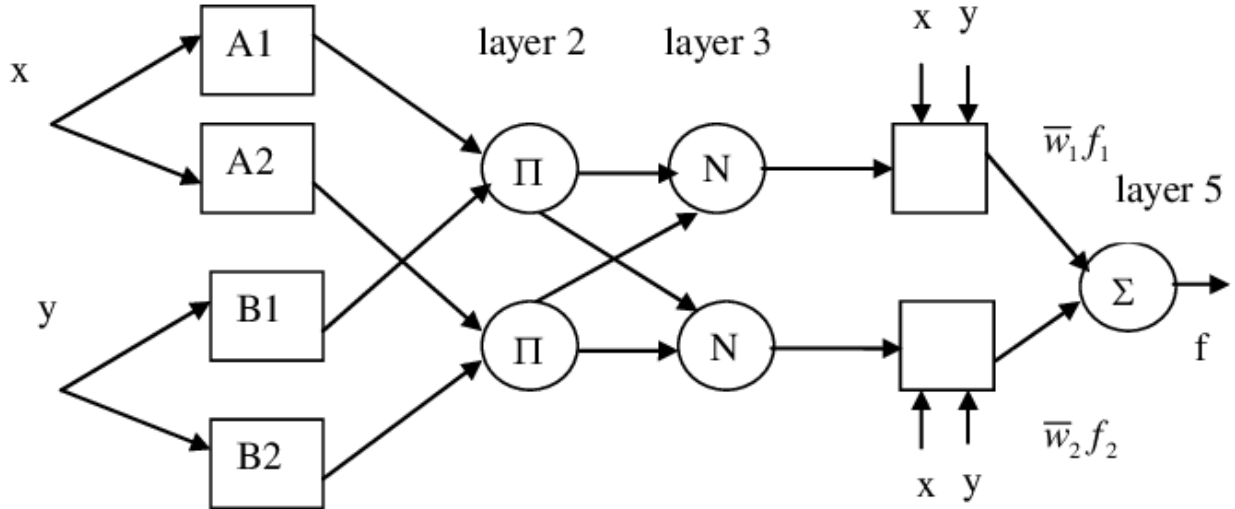
Σε ένα νευρο-ασαφές σύστημα της μορφής (δ), το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι δυνατό να λειτουργεί τόσο σε πραγματικό όσο και σε μη πραγματικό χρόνο. Όπως και στην προηγούμενη περίπτωση, τόσο οι ασαφείς κανόνες όσο και οι συναρτήσεις συμμετοχής θα πρέπει να δοθούν εκ των προτέρων.

#### 4.2.2 Υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα

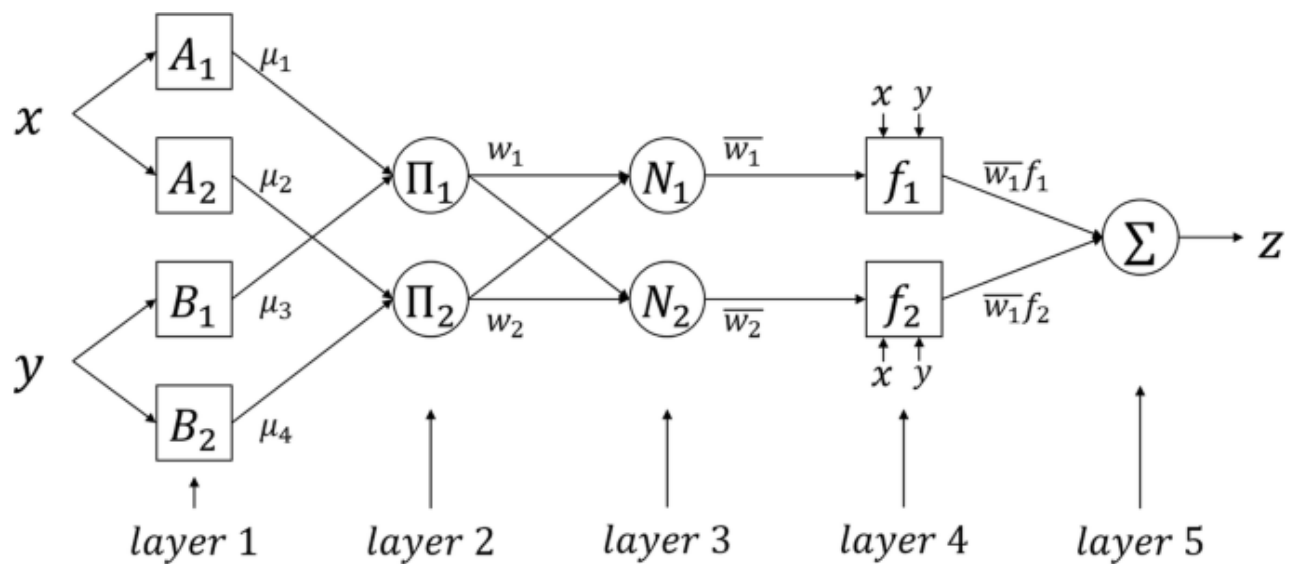
Συγκριτικά με τα νευρο-ασαφή συστήματα συνεργασίας, τα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα είναι σαφώς πιο σύνθετα όσον αφορά την αρχιτεκτονική τους. Στην παρούσα ενότητα εστιάζουμε στο προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα (ANFIS). Στα σχήματα τα οποία ακολουθούν δίνονται ορισμένα παραδείγματα τέτοιων συστημάτων.



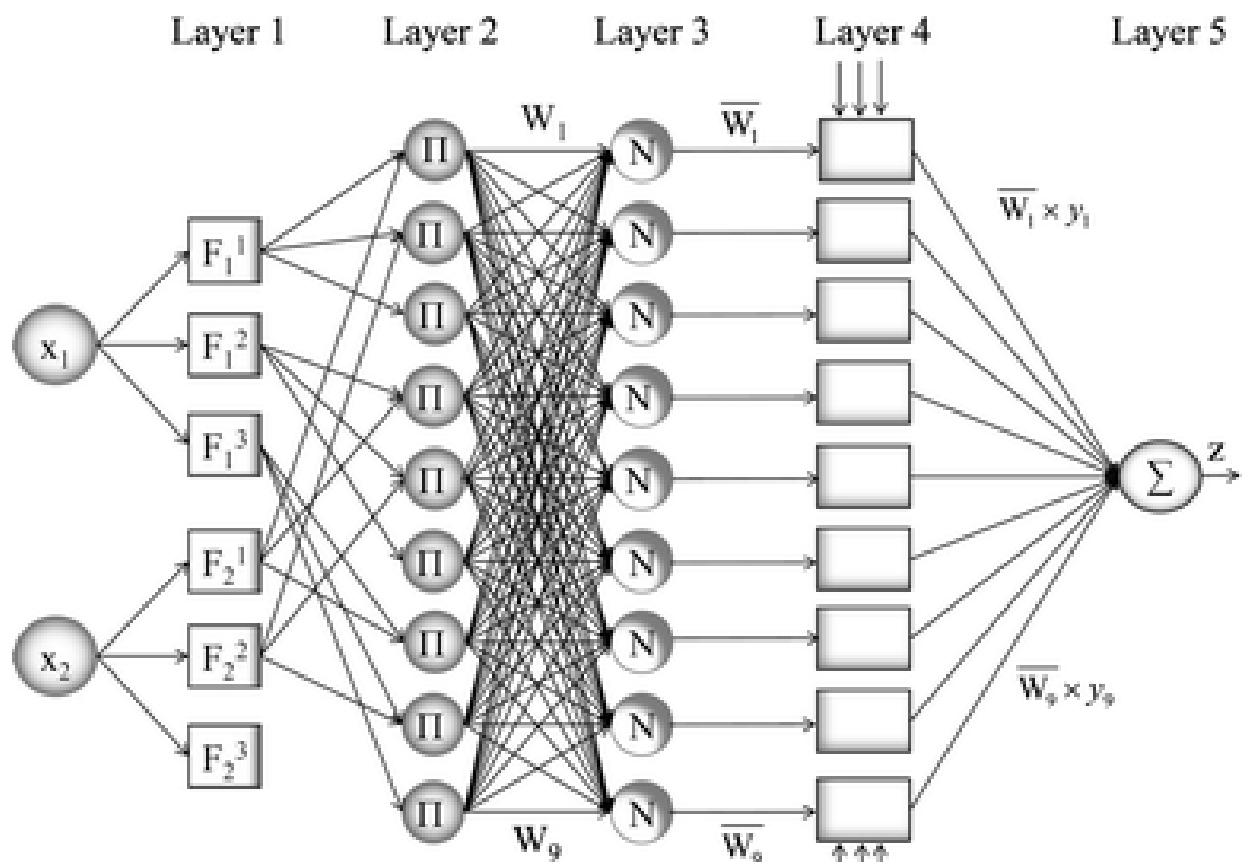
Σχήμα 4.2: ANFIS (Πηγή: Xu et al., 2019)



Σχήμα 4.3: ANFIS (Πηγή: Babulal and Kannan, 2006)



Σχήμα 4.4: ANFIS (Πηγή: Son et al., 2018)



Σχήμα 4.5: ANFIS (Πηγή: Azimi et al., 2018)



Παρά τις όποιες διαφορές παρατηρούνται εκ πρώτης όψεως μεταξύ των συστημάτων τα οποία απεικονίζονται στα παραπάνω σχήματα, η λογική ενός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος (ANFIS) παραμένει η ίδια. Κάθε φορά ωστόσο απαιτούνται προσαρμογές προκειμένου το σύστημα να ανταποκρίνεται στις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος το οποίο εξετάζεται.

Όπως ήδη αναφέρθηκε παραπάνω το ANFIS αποτελείται από πέντε επιμέρους επίπεδα. Η διαδικασία ξεκινά με την εισαγωγή των μεταβλητών ( $x$  και  $y$  ή  $x_1$  και  $x_2$  κλπ). Οι μεταβλητές αυτές είναι ουσιαστικά οι εισόδους των κόμβων του πρώτου επιπέδου, οι οποίοι είναι λεκτικές ετικέτες.

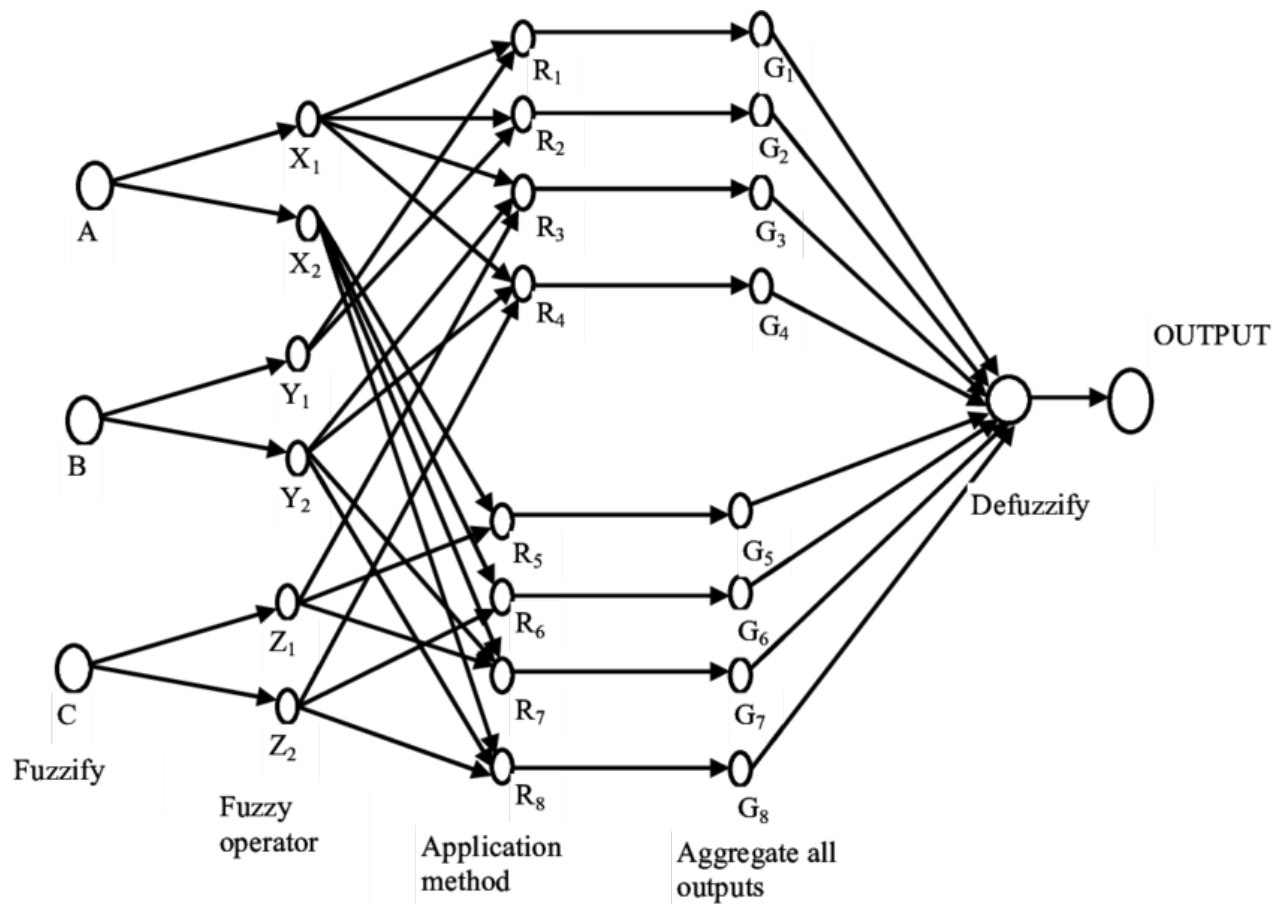
Ακολούθως, οι έξοδοι των κόμβων αντιπροσωπεύουν τις συναρτήσεις συμμετοχής και αποτυπώνουν το βαθμό κατά τον οποίο οι εν λόγω κόμβοι ικανοποιούν τους δείκτες του προηγούμενου επιπέδου.

Στα επίπεδα 2 και 3, οι κόμβοι είναι σταθεροί, δίχως παραμέτρους. Ο ρόλος των κόμβων του επιπέδου 2 είναι ο πολλαπλασιασμός του εισερχόμενου σήματος με έναν παράγοντα κλίμακας και ακολούθως η δημιουργία εξόδων για τους κόμβους του επιπέδου 3. Στο επίπεδο 3, κάθε κόμβος χρησιμοποιείται για την κανονικοποίηση της επιρροής κάθε κανόνα ο οποίος έχει τεθεί.

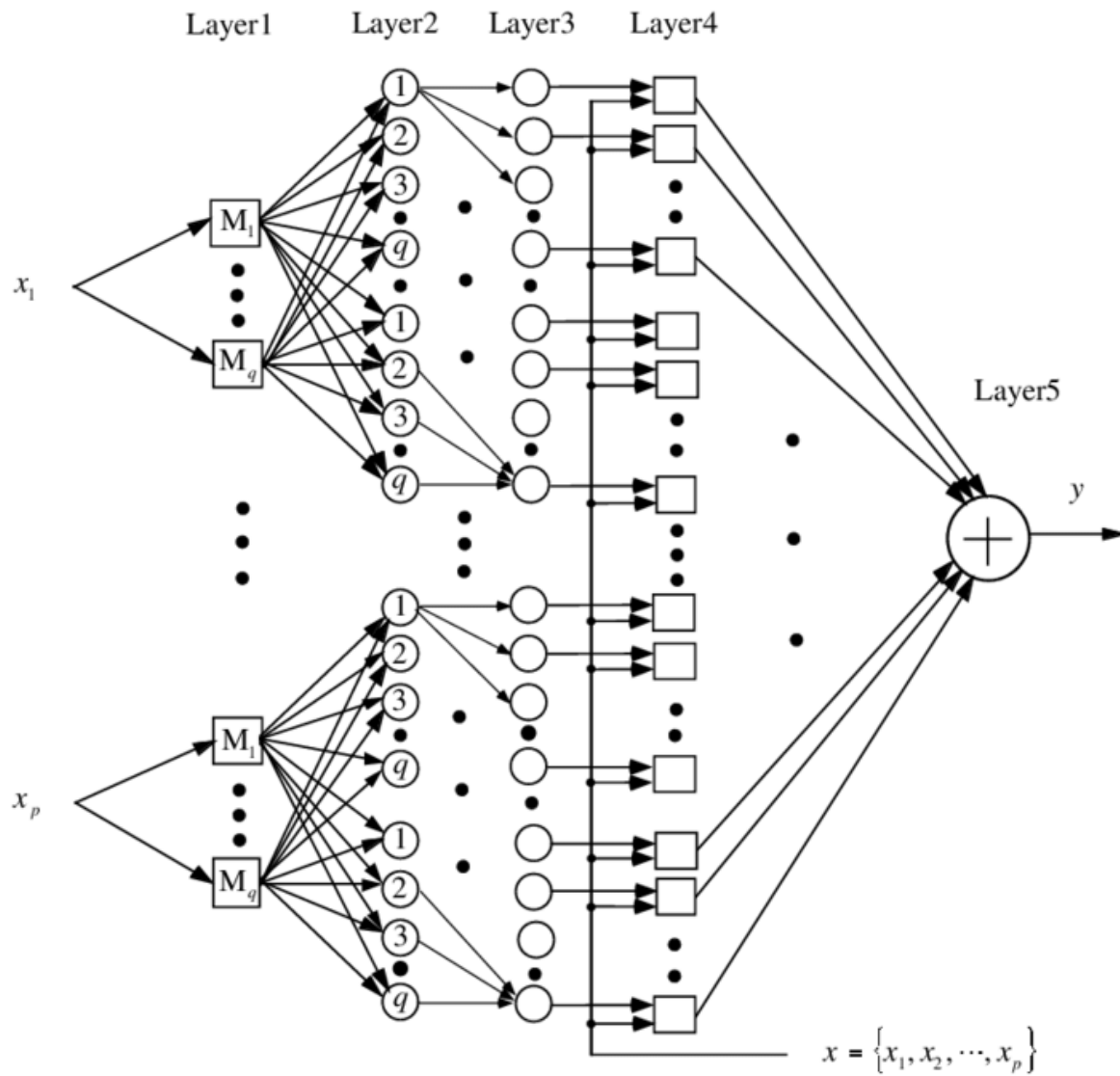
Οι κόμβοι του επιπέδου 4 τροφοδοτούνται από τις εξόδους των κόμβων του επιπέδου 3 και σχηματίζουν έναν απλό γραμμικό συνδυασμό ο οποίος αποτελείται από τις εισόδους του συστήματος και ενός συνόλου παραμέτρων οι οποίες προκύπτουν από τις εξόδους του επιπέδου 3. Ακολούθως, υπολογίζεται η συνεισφορά του κάθε κανόνα.

Το επίπεδο 5 αντιπροσωπεύει στην ουσία το άθροισμα των εισερχομένων σημάτων από όλες τις εξόδους. Η έξοδος του συγκεκριμένου κόμβου, ο οποίος είναι σταθερός, προκύπτει ως το άθροισμα του βάρους των αποτελεσμάτων των επιμέρους κανόνων.

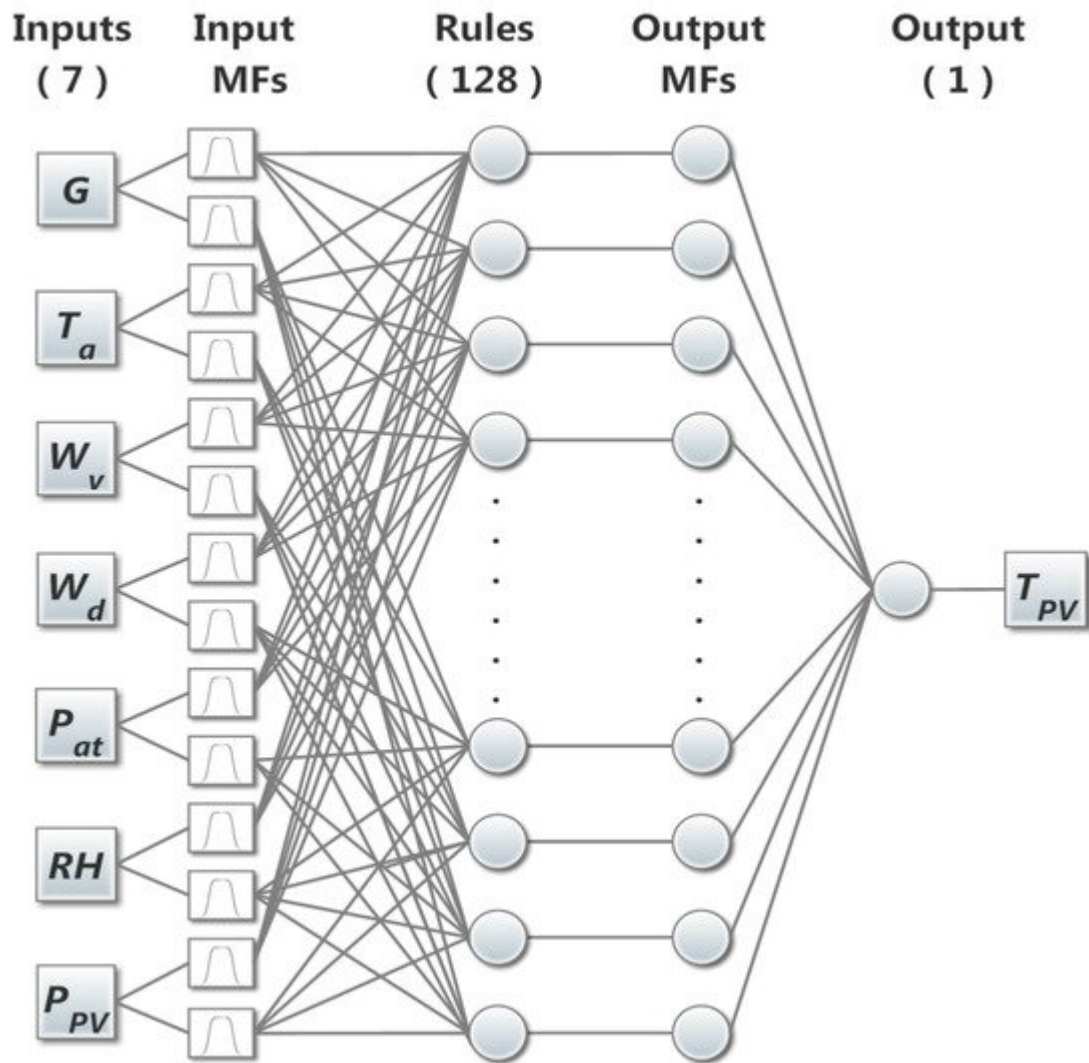
Βέβαια, η εν λόγω μορφή είναι ενδεικτική. Στην πράξη, ένα νευρο-ασαφές σύστημα ANFIS δύναται να χρησιμοποιεί περισσότερες από δύο εισόδους όπως φαίνεται στα Σχήματα 4.6, 4.7 και 4.8 που ακολουθούν.



Σχήμα 4.6: ANFIS (Πηγή: Paul et al., 2015)



Σχήμα 4.7: ANFIS (Πηγή: Alavandar and Nigam, 2008)



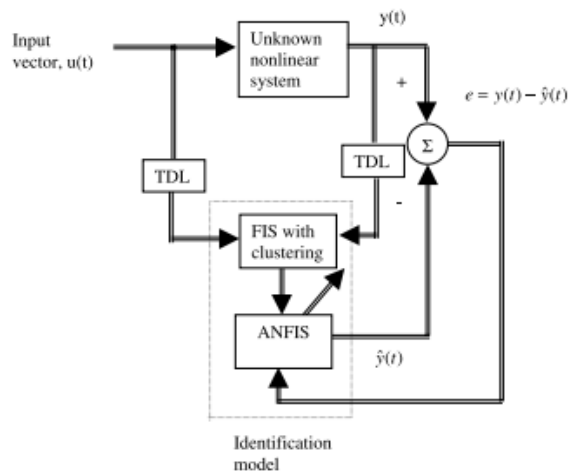
Σχήμα 4.8: ANFIS (Bassam et al., 2017)

## 5 Εφαρμογές νευρο-ασαφών συστημάτων σε φυσικές καταστροφές

Έχοντας αναπτύξει το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο των νευρωνικών δικτύων, στο παρόν κεφάλαιο η ανάλυση επικεντρώνεται στις εφαρμογές νευρο-ασαφών συστημάτων όσον αφορά την πρόβλεψη φυσικών καταστροφών. Ειδικότερα, πραγματοποιείται μια ενδελεχής βιβλιογραφική επισκόπηση με σκοπό τη συγκέντρωση μελετών οι οποίες καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα γεγονότων. Για την καλύτερη κατανόηση, οι μελέτες διαχωρίζονται βάσει του είδους της φυσικής καταστροφής στην οποία εστιάζουν. Διακρίνουμε λοιπόν τις πλημμύρες και τους σεισμούς, ενώ τέλος γίνεται μια αναφορά στη γενικότερη συμβολή των νευρο-ασαφών συστημάτων στο εν λόγω πεδίο ενδιαφέροντος.

### 5.1 Πλημμύρες

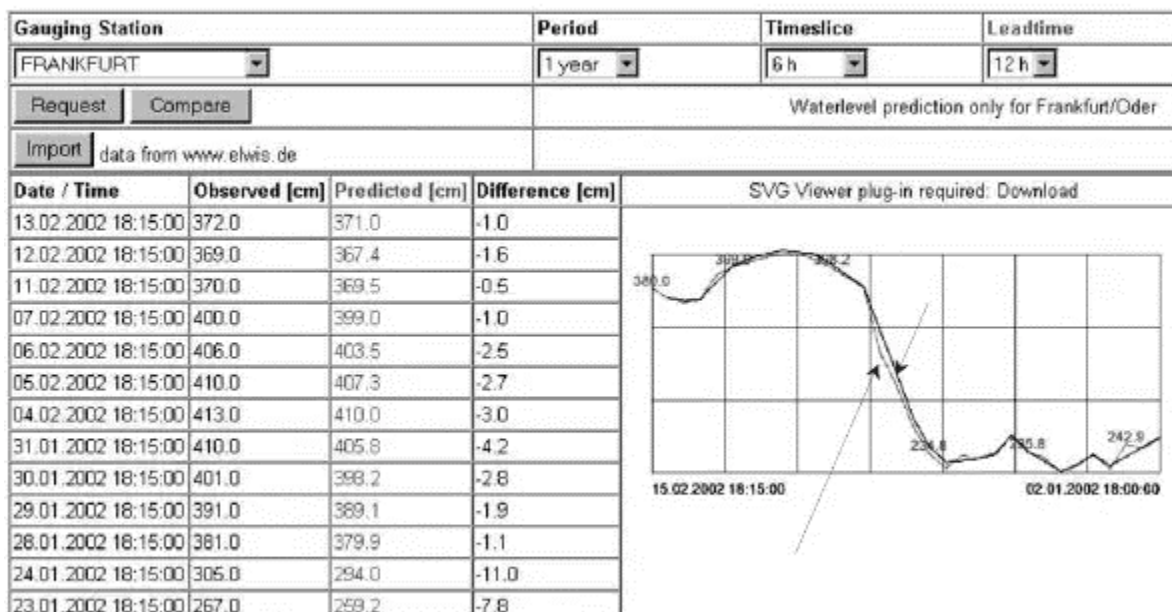
Η δυνατότητα των νευρο-ασαφών συστημάτων να χρησιμοποιηθούν ως εργαλείο πρόβλεψης πλημμυρικών φαινομένων σε περιοχές αποτελεί αντικείμενο της σχετικής βιβλιογραφίας εδώ και αρκετά χρόνια. Ήδη από το 2001, οι Gautam and Holz (2001) διερευνούν την προσαρμοστικότητα και την αποτελεσματικότητα των νευροασαφών συστημάτων τόσο όσον αφορά την πρόβλεψη όσο και την προσομοίωση μοντέλων απορροής βροχής. Για το σκοπό αυτό δημιουργούν ένα αυτοπαλίνδρομο μοντέλο εξωγενών μεταβλητών, το οποίο μάλιστα εφαρμόζουν και σε συγκεκριμένη μελέτη περίπτωσης. Τα αποτελέσματα πράγματι αποδεικνύουν πως το εν λόγω μοντέλο είναι σε θέση να χρησιμοποιηθεί σε τέτοιου είδους προβλήματα. Η δομή του μοντέλου δίνεται στο Σχήμα 5.1 που ακολουθεί.



Σχήμα 5.1: Το μοντέλο των Gautam and Holz (2001)

Στο ίδιο μήκος κύματος, οι Bazartseren et al. (2003) διενεργούν μια συγκριτική ανάλυση όσον αφορά το ύψους νερού σε βραχυπρόθεσμο ορίζοντα χρησιμοποιώντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και νευρο-ασαφή συστήματα. Οι παραδοσιακές προσεγγίσεις στο εν προκειμένω ζήτημα συχνά παρουσιάζουν μειωμένη απόδοση ως αποτέλεσμα της έλλειψης δεδομένων και των απλουστευτικών υποθέσεων οι οποίες γίνονται. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και τα νευρο-ασαφή συστήματα ωστόσο κατορθώνουν να υπερκεράσουν το συγκεκριμένο πρόβλημα χρησιμοποιώντας ως μεταβλητές εισόδου αποκλειστικά τις κρατούσες υδρολογικές συνθήκες. Μάλιστα, τα αποτελέσματα της μελέτης αντιπαραβάλλονται με αυτά των γραμμικών στατιστικών μοντέλων, καταλήγοντας πως όσο μεγαλύτερος είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης τόσο περισσότερο υπερτερούν έναντι αυτών. Για να έχουμε μια εικόνα των αποτελεσμάτων, στο Σχήμα 5.2

Current Waterlevel & Prediction for the River Oder



Σχήμα 5.2: Το μοντέλο των Bazartseren et al. (2003)

δίνεται η αναφορά των δεδομένων όσον αφορά τη σύγκριση μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών φαινομένων. Όπως παρατηρούμε, οι τιμές των δύο στηλών είναι αρκετά κοντά.

Υπό ένα διαφορετικό πρίσμα, οι Amici et al. (2003) αξιολογούν τη χρησιμότητα των ασαφών και νευρο-ασαφών τεχνικών όσον αφορά τον εντοπισμό αλλαγών στη χαρτογράφηση πλημμυρισμένων περιοχών μέσα από την τεχνική SAR (Synthetic Aperture Radar ή Ραντάρ Συνθετικού Ανοίγματος). Η ασάφεια εκχωρείται τόσο σε επίπεδο δεδομένων όσο και σε επίπεδο αποφάσεων. Συνολικά, η υψηλότερη ακρίβεια τιμών επιτυγχάνεται μέσα από τα νευρο-ασαφή συστήματα.

Οι Jae-Eung and Chang-Won (2008) χρησιμοποιούν το ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) με σκοπό την αντιμετώπιση των προβλημάτων τα οποία σχετίζονται με τις παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης οι οποίες απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων. Ως είσοδοι στο σύστημα χρησιμοποιούνται οι χρονοσειρές του υετού και του επιπέδου ροής και επιχειρείται η πρόβλεψη για τις χρονικές περιόδους  $t+1$ ,  $t+2$  και  $t+3$ . Μάλιστα, χρησιμοποιώντας το εν λόγω μοντέλο σε πραγματικά δεδομένα για τα έτη 2003 έως 2005 αποδεικνύεται μια ικανοποιητική απόδοση δίχως υψηλό σφάλμα. Στον Πίνακα 5.1 που ακολουθεί δίνονται τα αποτελέσματα για τις χρονικές περιόδους  $t+1$ ,  $t+2$  και  $t+3$

Πίνακας 5.1: Το μοντέλο των Jae-Eung and Chang-Won (2008)

	observation data	forecasting data	error(m)
$t+1$	4.47	4.445414	-0.02459
$t+2$	4.48	4.465663	-0.01434
$t+3$	4.48	4.45008	-0.02992

καθώς και το ύψος του σχετικού σφάλματος.

Τα νευρο-ασαφή συστήματα υιοθετούνται και από τους Chen et al. (2005). Ειδικότερα, αναλύοντας δεδομένα τα οποία αφορούν τον υετό και τη ροή του ποταμού Chosui στην κεντρική Ταϊβάν, εντοπίζουν τις κρίσιμες μεταβλητές εισόδου και κατόπιν το μοντέλο δημιουργείται μέσω του ANFIS. Τα αποτελέσματα υποδηλώνουν πως η πληροφόρηση για την ανάντη ροή είναι ο βασικός παράγοντας ο οποίος επηρεάζει τη μοντελοποίηση, ενώ

ακόμη υψηλότερη ακρίβεια επιτυγχάνεται με τη χρήση δεδομένων για τη μέση βροχόπτωση στη λεκάνη απορροής. Παράλληλα, στα πλαίσια της εν προκειμένω μελέτης διεξάγεται μια συγκριτική ανάλυση με το μοντέλο BPNN (Back propagation neural network), με το ANFIS να υπερτερεί.

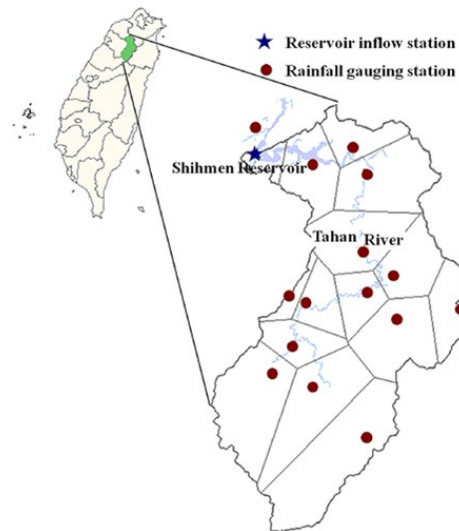
Οι Shu and Ouarda (2008) χρησιμοποιούν τα νευρο-ασαφή συστήματα με σκοπό την ποσοτική εκτίμηση πλημμυρών σε μη μετρημένες λεκάνες. Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιείται μια υβριδική μέθοδος εκμάθησης. Το ANFIS παρέχει ένα μηχανισμό για τον εντοπισμό υδρολογικών περιοχών με υψηλή πιθανότητα εμφάνισης πλημμυρικών φαινομένων. Το μοντέλο το οποίο δημιουργείται εφαρμόζεται σε δεδομένα 151 λεκανών απορροής στην επαρχία Κεμπέκ του Καναδά και τα αποτελέσματα συγκρίνονται με αυτά των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και της μη γραμμικής παλινδρόμησης και τα ευρήματα αποδεικνύουν πως τα νευρο-ασαφή συστήματα υπερτερούν έναντι αυτών.

Ο Chu (2009) επιχειρεί ένα συνδυασμό της μεθόδου Muskingum, η οποία χρησιμοποιείται ευρέως στην υδρολογία για τον υπολογισμό της διόδευσης πλημμυρογραφήματος σε τμήμα υδατορεύματος, και της νευρο-ασαφούς προσέγγισης. Δημιουργείται κατ' αυτόν τον τρόπο ένα υβριδικό μοντέλο, το οποίο υιοθετείται για την εκτίμηση της υπερχείλισης. Για τη μεγαλύτερη αξιοπιστία του μοντέλου, τα αποτελέσματα ελέγχονται και μέσω της μεθόδου της προσομοίωσης.

Αν και όπως ήδη αναφέρθηκε τα νευρο-ασαφή συστήματα χρησιμοποιούνται εδώ και αρκετά χρόνια όσον αφορά την πρόβλεψη πλημμυρικών φαινομένων, εντούτοις η κλιματική αλλαγή, τα τελευταία χρόνια, έχει αναδείξει ακόμη περισσότερο το ρόλο τους.



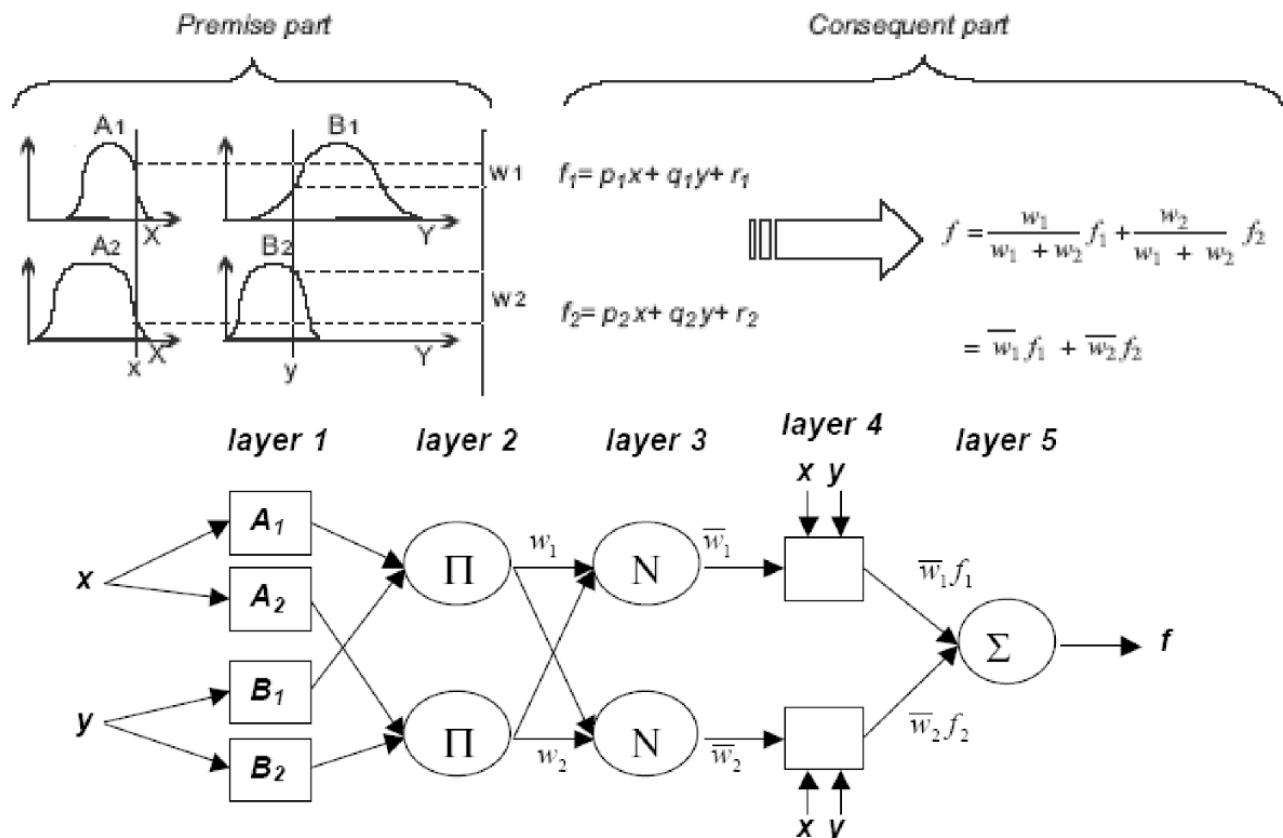
Οι Chang et al. (2013) κατασκευάζουν ένα μοντέλο πρόβλεψης πλημμυρών χρησιμοποιώντας την ακριβή πληροφόρηση όσον αφορά τα επίπεδα βροχοπτώσεων στη λεκάνη απορροής κατά τη διάρκεια εμφάνισης τυφώνων. Προς αυτή την κατεύθυνση, αρχικά διεξάγεται ένας μη παραμετρικός έλεγχος Mann-Kendall με σκοπό τον εντοπισμό του χρόνου υστέρησης και εν συνεχεία τα δεδομένα ενσωματώνονται στο μοντέλο ANFIS. Στα πλαίσια της μελέτης εξετάζονται 13 φαινόμενα τυφώνων στη λεκάνη απορροής Shihmen της Ταϊβάν για την εκπαίδευση του μοντέλου που δημιουργείται. Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως η συγκεκριμένη προσέγγιση επιτυγχάνει εξαιρετικά



Σχήμα 5.3: Χαρτογράφηση Chang et al. (2013)

ακριβή αποτελέσματα σε χρονικό ορίζοντα 5 ωρών.

Τη δυνατότητα πρόβλεψης πλημμυρικών φαινομένων στην επαρχία Khorasan του Ιράν διερευνούν οι Pahlavani et al. (2017) μέσα από ένα μοντέλο στα πρότυπα του ANFIS το οποίο λαμβάνει υπόψη τα σχετικά υδρογραφήματα. Συνολικά, χρησιμοποιήθηκαν 24 υδρογραφήματα, εκ των οποίων 15 χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου και 6 για τον έλεγχο του. Κατόπιν, υπολογίζεται ένα ευρύ φάσμα στατιστικών δεικτών με σκοπό την εκτίμηση των σφαλμάτων. Τα αποτελέσματα τα οποία προκύπτουν υποδηλώνουν υψηλές δυνατότητες του μοντέλου. Η αναλυτική δομή του μοντέλου δίνεται στο Σχήμα 5.4.

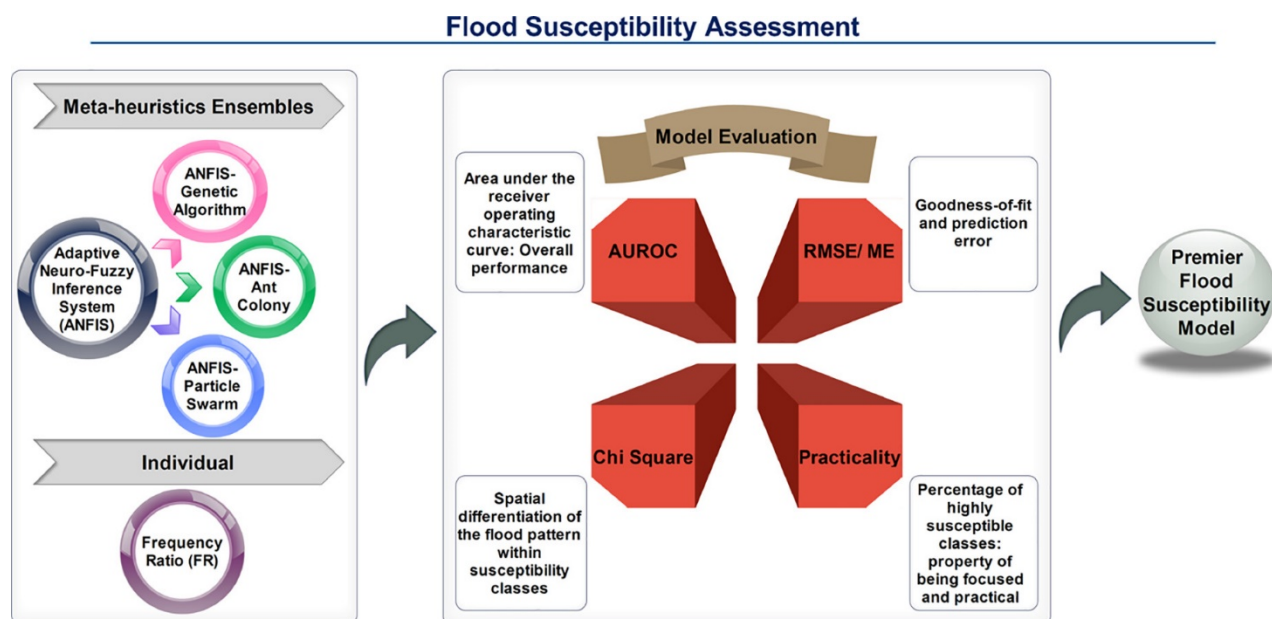


Σχήμα 5.4: Το μοντέλο των Pahlavani et al. (2017)

Στο ίδιο μήκος κύματος, οι Termeh et al. (2018) χρησιμοποιούν ένα συνδυασμό νευρο-ασαφών συστημάτων και μετα-ευρετικών αλγορίθμων, όπως οι αλγόριθμοι αποικίας μυρμηγκιών (ant colony optimization – ACO), οι γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms – GA) και οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (particle swarm optimization – PSO). Αρχικά εντοπίσθηκαν 53 περιοχές πλημμυρών και κατόπιν επιλέχθηκαν με τυχαίο τρόπο 35 εξ αυτών για τη μοντελοποίηση του συστήματος. Οι υπόλοιπες 18 χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγησή του. Κατόπιν επιλέγονται οι σχετικοί παράγοντες και απονέμονται σε αυτούς τα αντίστοιχα βάρη. Όσον αφορά τα αποτελέσματα, ο συνδυασμός ANFIS και PSO φαίνεται να αποδίδει περισσότερο. Στο χάρτη ο οποίος δημιουργείται, ένα ποσοστό της τάξεως του 44,47% της συνολικής υπό εξέταση περιοχής φαίνεται να είναι περισσότερο «επιρρεπές» στην πιθανότητα πλημμύρας. Ως κυριότεροι παράγοντες αναδεικνύονται ο βαθμός κλίσης του εδάφους, το

επίπεδο βροχόπτωσης και το υψόμετρο. Η διαδικασία η οποία ακολουθείται στα πλαίσια της εν προκειμένω μελέτης δίνεται στο Σχήμα 5.5.

Εν γένει, τέτοιου είδους προσεγγίσεις καθιστούν δυνατή τη δημιουργία ζωνών με υψηλή πιθανότητα εμφάνισης πλημμυρικών φαινομένων και ακολούθως τον αποτελεσματικό σχεδιασμό έτσι ώστε να περιορισθούν οι ενδεχόμενες απώλειες και ζημιές.

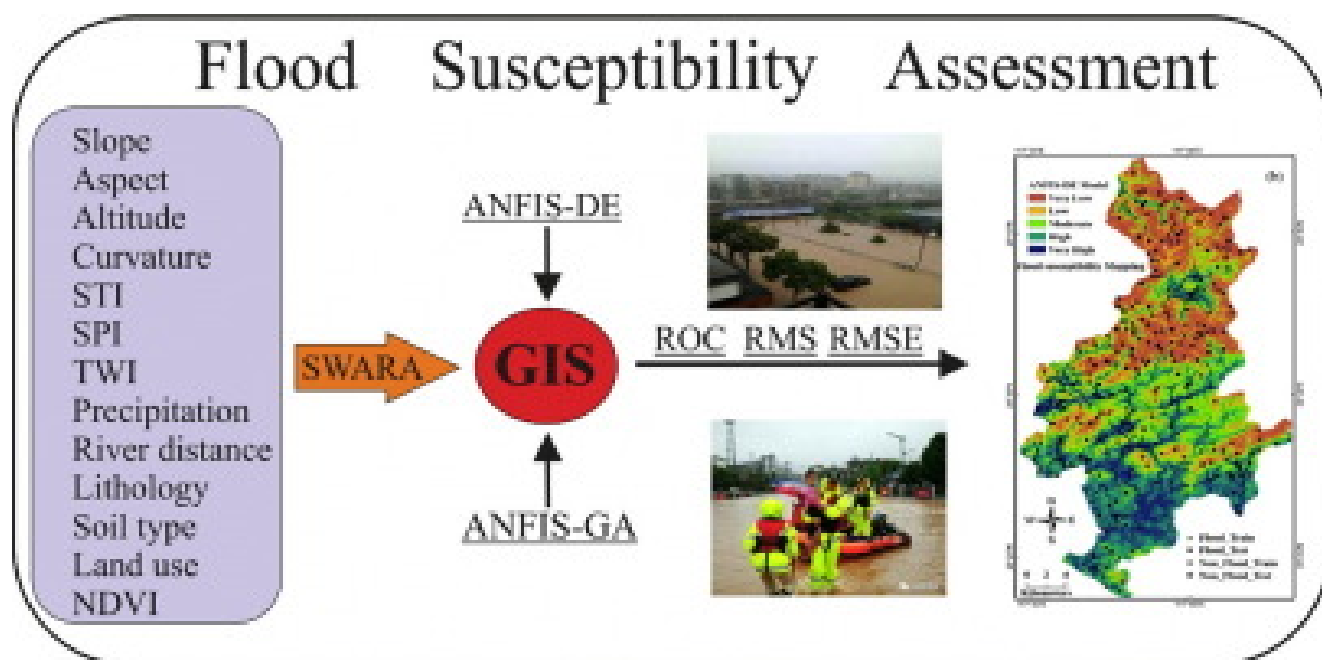


Σχήμα 5.5: Το μοντέλο των Termeh et al. (2018)

Όπως είναι προφανές, όσο περισσότερες είναι περιπτώσεις καταστροφών σε μια περιοχή τόσο μεγαλύτερη είναι και η «ευαισθησία» όσον αφορά το υπό εξέταση ζήτημα. Πολλές έρευνες λοιπόν έχουν ως περιοχή μελέτης την Κίνα.

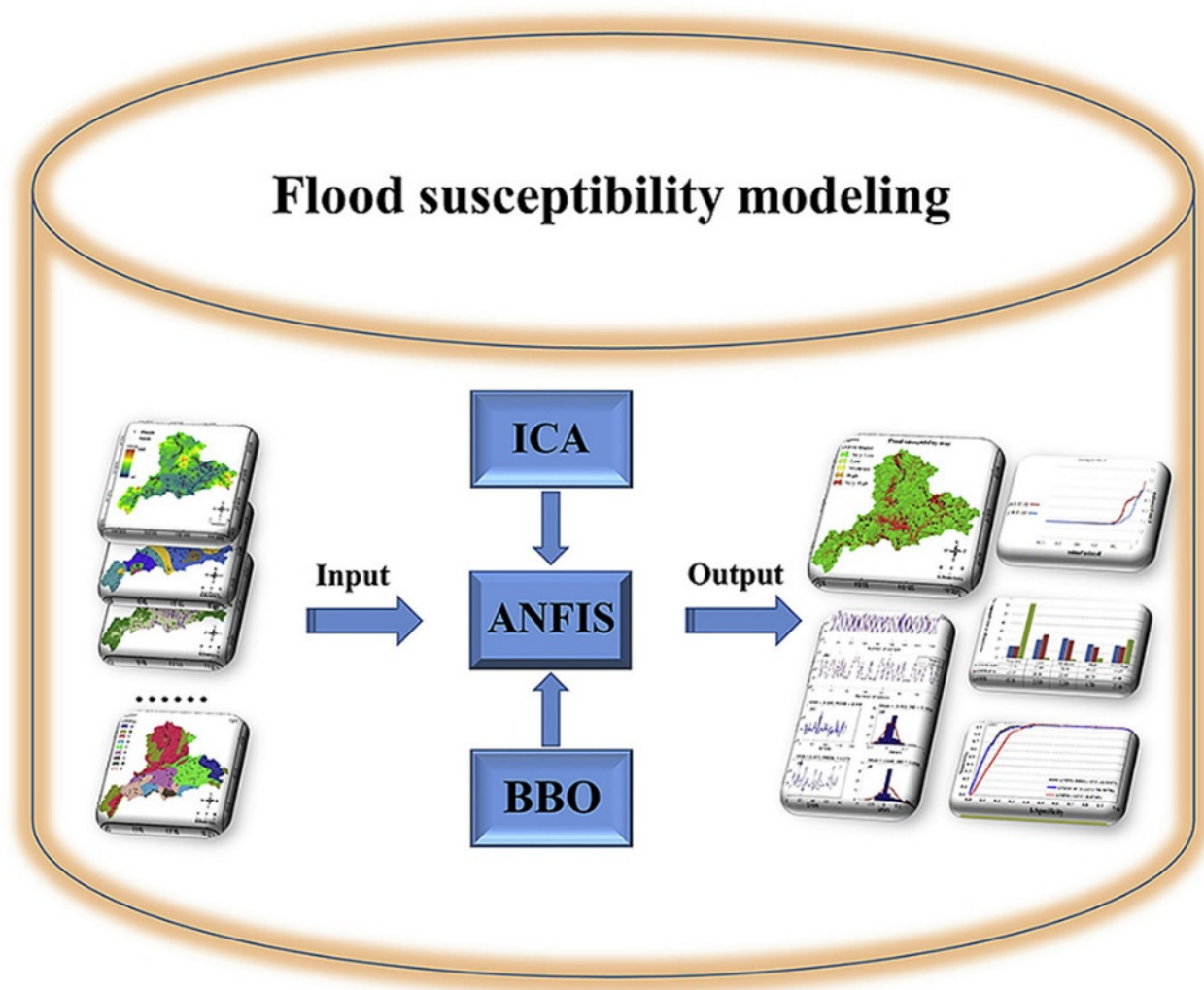
Οι Hong et al. (2018) εστιάζουν στην περιοχή Hengfeng της Κίνας και συνδυάζουν τις ευφυείς τεχνικές με τα συστήματα GIS για την πρόβλεψη πλημμυρών. Στο εν προκειμένω μοντέλο, υπάρχει ένας συνδυασμός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος και γενετικών αλγορίθμων. Συνολικά επιλέγονται 13 υδρολογικοί, μορφολογικοί και λιθολογικοί παράγοντες μέσα από τη μελέτη 195 περιπτώσεων πλημμύρας. Οι τοποθεσίες ταξινομήθηκαν τυχαία σε δύο κατηγορίες. Ένα ποσοστό της τάξεως του 70% χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 30% για τον έλεγχο. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν πως η προτεινόμενη μέθοδος είναι

κατάλληλη για τη μοντελοποίηση τέτοιου είδους προβλημάτων είναι εύκολα προσαρμόσιμο σε τέτοιου είδους προβλήματα, ενώ το μοντέλο μπορεί εύκολα να προσαρμοσθεί και να χρησιμοποιηθεί και σε άλλες περιοχές. Στο Σχήμα 5.6 που ακολουθεί αποτυπώνεται η διαδικασία η οποία ακολουθείται στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης, με τον καθορισμό των παραγόντων αρχικά (τύπος εδάφους, χρήση γης, υψόμετρο κλπ) και τη διαμόρφωση του χάρτη για την πρόβλεψη τυχόν πλημμυρικών φαινομένων κατά το τελευταίο στάδιο.



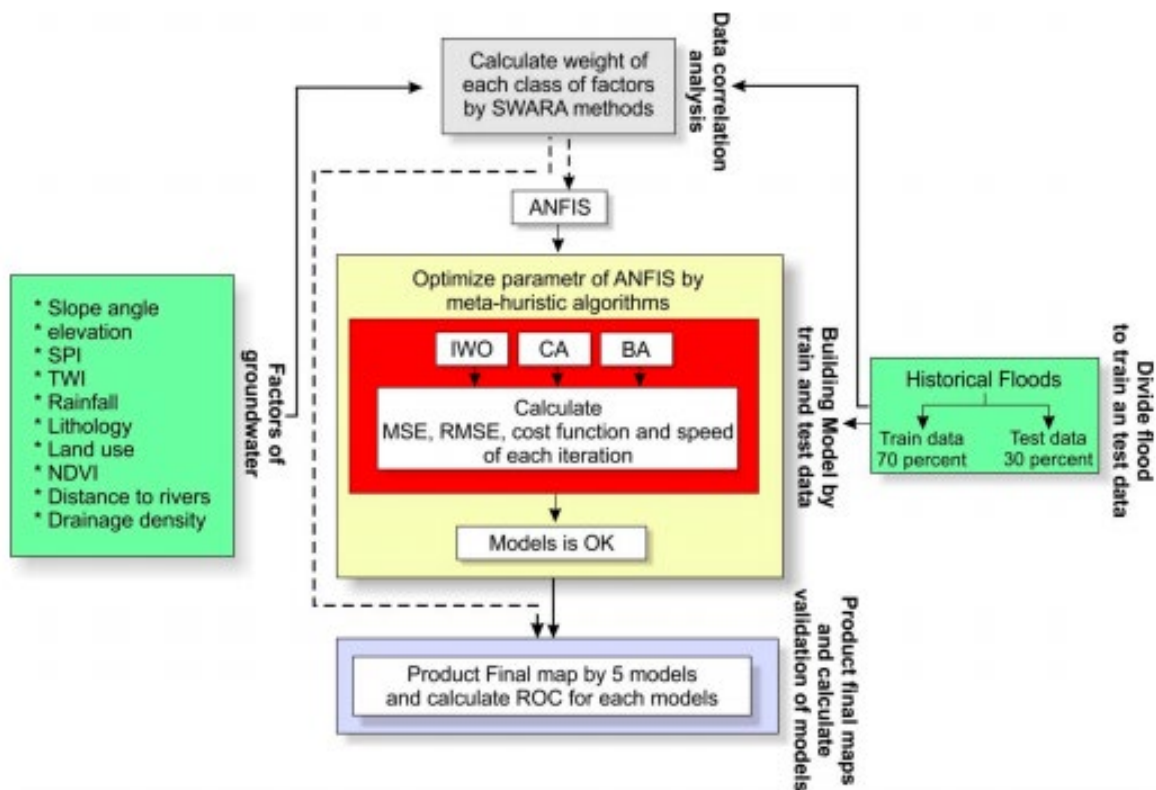
Σχήμα 5.6: Το μοντέλο των Hong et al. (2018)

Στο ίδιο μοτίβο, οι Wang et al. (2019) συνδυάζουν τα νευρο-ασαφή συστήματα με δυο μετα-ευρετικές μεθόδους, τη βελτιστοποίηση με βάση τη βιογεωγραφία (BBO – Biogeography Based Optimization) και τον ιμπεριαλιστικό ανταγωνιστικό αλγόριθμο (ICA – Imperialist Competitive Algorithm). Για τις ανάγκες της μελέτης επιλέγονται 115 περιπτώσεις πλημμυρών οι οποίες και πάλι χωρίζονται σε δύο κατηγορίες με το 70% % να χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 30% για τον έλεγχο. Συνολικά 13 είναι οι παράγοντες οι οποίοι επιλέγονται. Η διαδικασία απεικονίζεται στο Σχήμα 5.7.



Σχήμα 5.7: Το μοντέλο των Wang et al. (2019)

Τέλος, οι Tien Bui et al. (2018) αναπτύσσουν ένα υβριδικό μοντέλο ANFIS με σκοπό τη χαρτογράφηση περιοχών με υψηλή πιθανότητα πλημμυρών. Βασιζόμενοι σε στοιχεία τα οποία προκύπτουν από 201 πλημμύρες στην ευρύτερη περιοχή του Ιράν καταλήγουν σε 10 παράγοντες μεταξύ των οποίων η λιθολογία της περιοχής, η εδαφική κλίση, η κυρτότητα, η απόσταση από αγωγούς κλπ. Το εν λόγω μοντέλο αποτυπώνεται αναλυτικότερα στο Σχήμα 5.8 που ακολουθεί.



Σχήμα 5.8: Το μοντέλο των Tien Bui et al. (2018)

Στην εργασία των Tairidis et al. (2020) πραγματοποιείται μια αναλυτική επισκόπηση της εφαρμογής των νευρο-σασαφών συστημάτων (ANFIS) για την πρόβλεψη πλημμυρικών φαινομένων, καθώς και η σύγκριση τους με διάφορα άλλα μοντέλα όπως είναι για παράδειγμα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα γενικευμένα νευρωνικά δίκτυα, τα μοντέλα ARMA, ARIMA, κλπ. Το βασικό συμπέρασμα της μελέτης ήταν ότι τα νευρο-ασαφή συστήματα αποτελούν ένα ιδιαίτερα ισχυρό εργαλείο πρόβλεψης, καθώς μπορούν να παράσχουν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα αν εκπαιδευτούν σωστά. Σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα με τα οποία έγινε η σύγκριση, φαίνεται πως τα μοντέλα ANFIS και οι διάφορες παραλλαγές τους λειτουργούν καλύτερα όταν είναι διαθέσιμο ένα μεγάλο

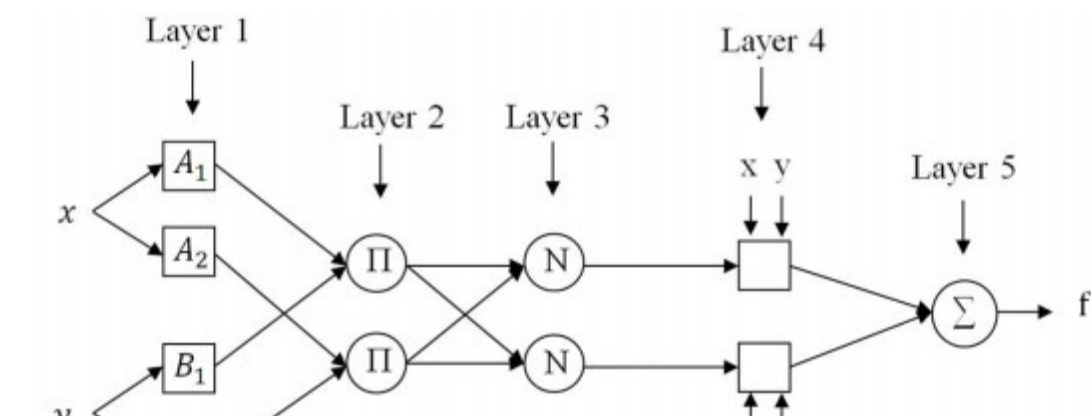
πλήθος δεδομένων. Ωστόσο, σύμφωνα με τους συγγραφείς, οι μέθοδοι αυτές δεν τυγχάνουν παγκόσμιας εφαρμογής, κυρίως λόγω της δυσκολίας που υπάρχει στη συλλογή δεδομένων τα οποία θα είναι κατάλληλα για την εκπαίδευση των νευρο-ασαφών συστημάτων.

## 5.2 Σεισμοί

Πέραν των πλημμυρών, εξαιρετικά σημαντική είναι η συμβολή των νευρο-ασαφών συστημάτων και στην πρόβλεψη σεισμών, καθώς η έγκαιρη προειδοποίηση είναι σε θέση να περιορίσει σημαντικά τους κινδύνους. Εξάλλου, η Ελλάδα είναι μια ιδιαίτερα σεισμογενής χώρα.

Ο Mirrashid (2014) χρησιμοποιεί την προσέγγιση του νευρο-ασαφούς συστήματος ANFIS με σκοπό την δημιουργία ενός μοντέλου για την πρόβλεψη πιθανών σεισμών κλίμακας 5,5 ρίχτερ και άνω. Η έρευνα εστιάζει στην ευρύτερη περιοχή του Ιράν για την οποία αντλούνται τα στοιχεία σεισμικών δονήσεων για τα έτη από το 1950 έως το 2013. Κατόπιν, χρησιμοποιούνται τρία διαφορετικά είδη αλγορίθμων για τη μοντελοποίηση. Τα αποτελέσματα υποδηλώνουν πολύ υψηλή ακρίβεια όσον αφορά την ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει το μέγεθος των επερχόμενων σεισμών.

Μια πανομοιότυπη μελέτη διεξάγεται από τους Mirrashid et al. (2016), λαμβάνοντας υπόψη ως μεταβλητές δύο σεισμικούς δείκτες: το λογάριθμο του μέσου ετήσιου ρυθμού υπέρβασης για κάθε μια εγγραφή δεδομένων και τη διάρκεια του

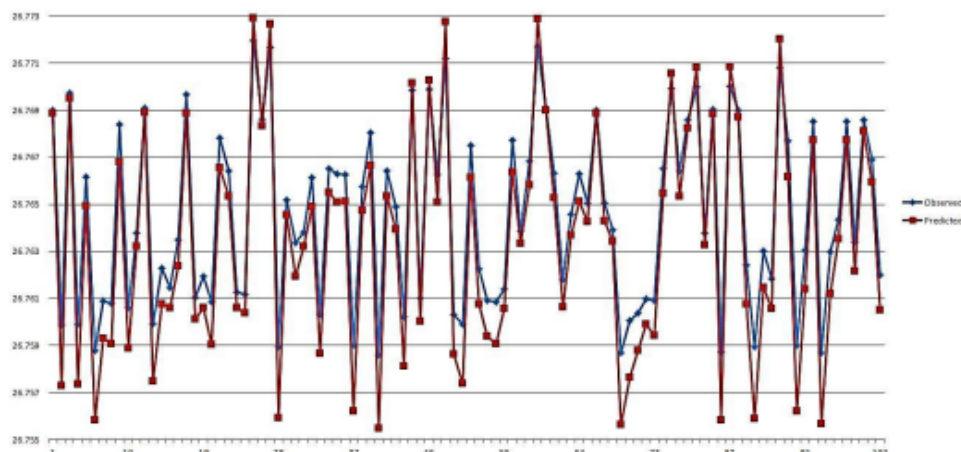


Σχήμα 5.9: Το μοντέλο των Mirrashid et al. (2016)



σεισμού. Στη βασική του μορφή δηλαδή, το μοντέλο ANFIS το οποίο χρησιμοποιείται έχει τη μορφή του Σχήματος 5.9.

Το μοντέλο φαίνεται να επιτυγχάνει πολύ καλά αποτελέσματα. Στο Σχήμα 5.10 δίνονται συγκριτικά οι πραγματικές (με μπλε χρώμα) και οι προβλεφθείσες τιμές (με κόκκινο χρώμα). Όπως παρατηρούμε οι δύο τιμές βρίσκονται αρκετά κοντά, γεγονός το οποίο επιβεβαιώνει τη δυνατότητα του μοντέλου να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο προς αυτήν



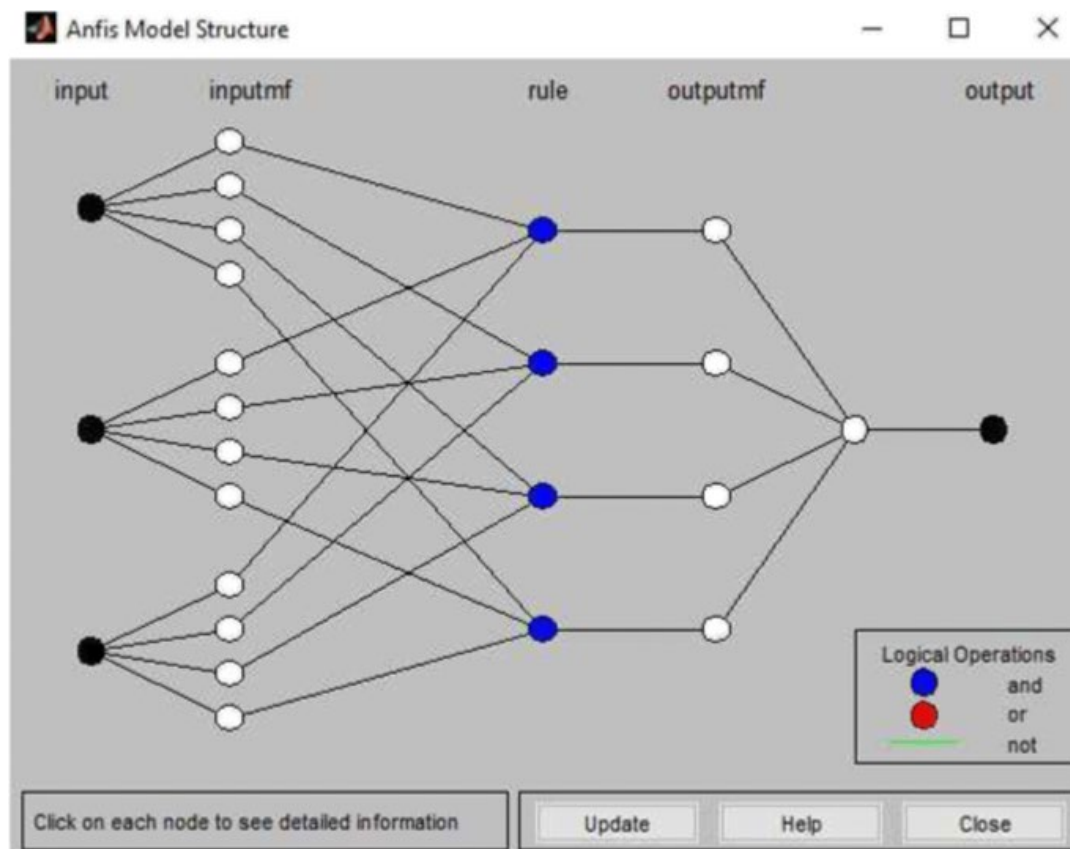
Σχήμα 5.10: Αποτελέσματα του μοντέλου των Mirrashid et al. (2016)

την κατεύθυνση.

Οι Thomas et al. (2016) εξετάζουν τη δυνατότητα πρόβλεψης επερχόμενων σεισμικών δονήσεων μέσα από τις μετακινήσεις του εδάφους. Η διαφορά την οποία εισάγουν στον μοντέλο ANFIS έγκειται στο γεγονός πως οι παράμετροι του ασαφούς τμήματος του συστήματος δε ρυθμίζονται εκ των προτέρων. Υπεισέρχεται δηλαδή η έννοια της τυχειότητας. Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη προσέγγιση, το μοντέλο καταλήγει στους εξής παράγοντες: τη μέγιστη επιτάχυνση του εδάφους, τη μέγιστη ταχύτητα του εδάφους και τη μέγιστη μετατόπιση του εδάφους. Κατόπιν, κάθε κίνηση του εδάφους συσχετίζεται με τις κάτωθι σεισμικές παραμέτρους: ένταση σεισμού, μηχανισμός δημιουργίας, απόσταση από το επίκεντρο του σεισμού και μέση ταχύτητα κύματος διάτμησης του εδάφους.



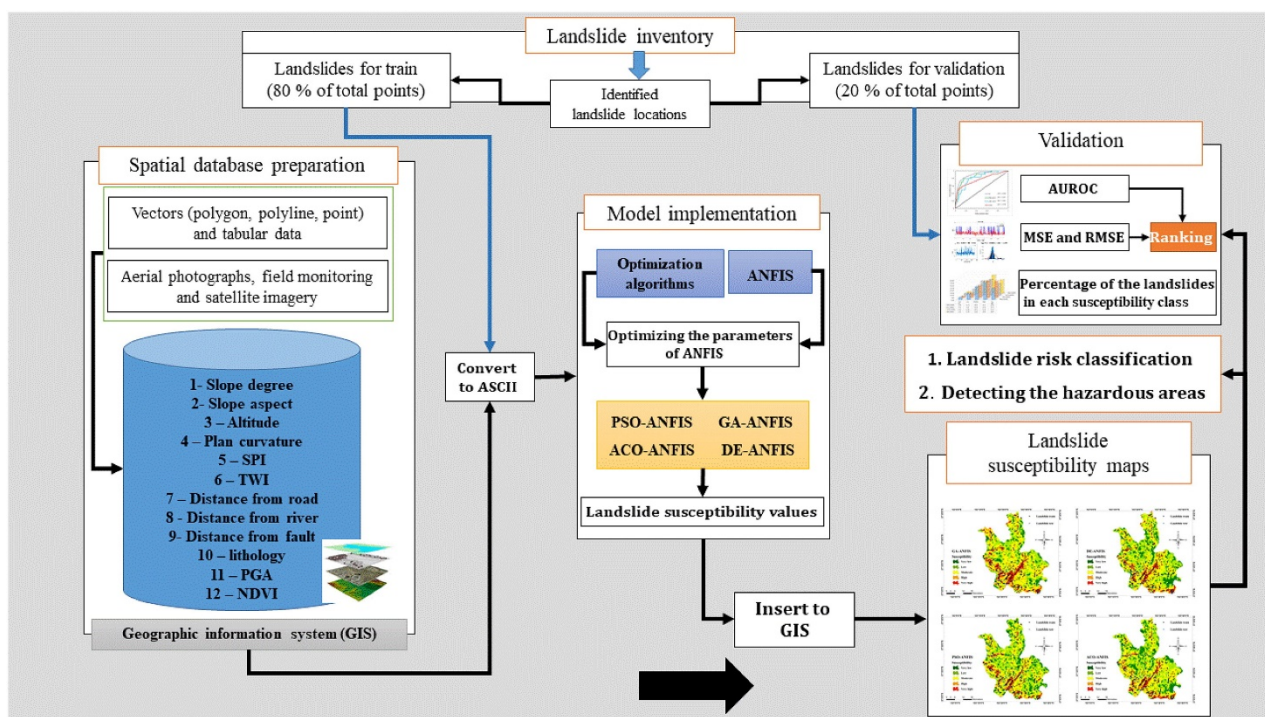
Η δυνατότητα πρόβλεψης του μεγέθους σεισμών μέσω του ANFIS διερευνάται από τους Pandit and Biswal (2019) επισημαίνοντας τις δυσμενείς συνέπειες ενός μεγάλου σεισμού. Για το σκοπό αυτό συγκεντρώνονται στοιχεία για 45 σεισμούς με ένταση άνω των 5 βαθμών της κλίμακας ρίχτερ διάφορες περιοχές κατά τη διάρκεια των ετών 1933-1985. Η ακριβής δομή του μοντέλου δίνεται στο Σχήμα 5.11 που ακολουθεί.



Σχήμα 5.11: Το μοντέλο των Pandit and Biswal (2019)

Οι Moayedi et al. (2019) επικεντρώνονται στη διερεύνηση εδαφικών ολισθήσεων έπειτα από φαινόμενα έντονης σεισμικής δραστηριότητας. Στην προκειμένη περίπτωση, το ANFIS συνδυάζεται με τέσσερις μετα-ευρετικές μεθόδους. Ειδικότερα, επιλέγονται δώδεκα παράγοντες με σκοπό τη δημιουργία της χωρικής βάσης δεδομένων όπως το υψόμετρο, ο βαθμός κλίσης, ο δείκτης τοπογραφικής υγρασίας, η καμπυλότητα κλπ. Συνολικά μελετώνται 458 κατολισθήσεις, εκ των οποίων το 80% χρησιμοποιείται για την

εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 20% για την αξιολόγηση της ακρίβειας του μοντέλου. Κατόπιν, δημιουργούνται σε περιβάλλον GIS οι χάρτες οι οποίοι αποτυπώνουν την ευαισθησία του εδάφους σε περίπτωση πρόκλησης σεισμού. Η αναλυτική μορφή του μοντέλου δίνεται στο Σχήμα 5.12 το οποίο ακολουθεί.



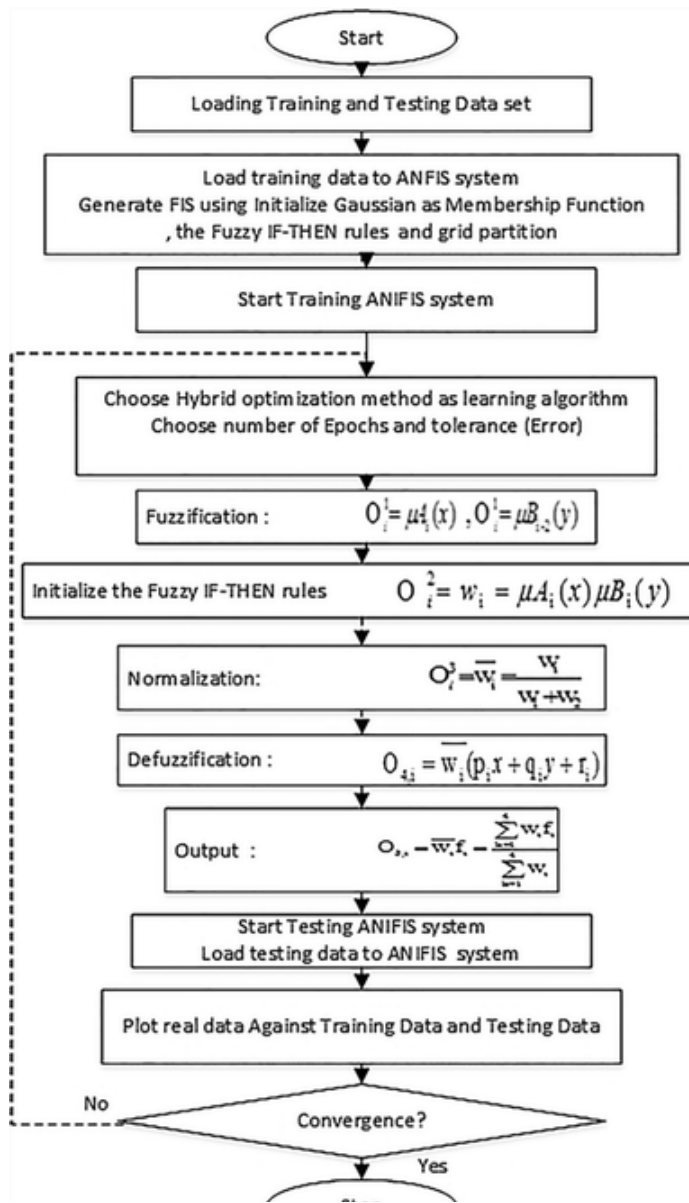
Σχήμα 5.12: Το μοντέλο των Moayed et al. (2019)

### 5.3 Άλλες εφαρμογές

Πέρα από τις πλημμύρες και τους σεισμούς, τα νευρο-ασαφή συστήματα χρησιμοποιούνται επίσης σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών όσον αφορά τις φυσικές καταστροφές.

Οι Mokhtarzad et al. (2017) διερευνούν την πιθανότητα ξηρασίας μέσα από νευρο-ασαφή συστήματα διενεργώντας παράλληλα μια σύγκριση με τα συστήματα

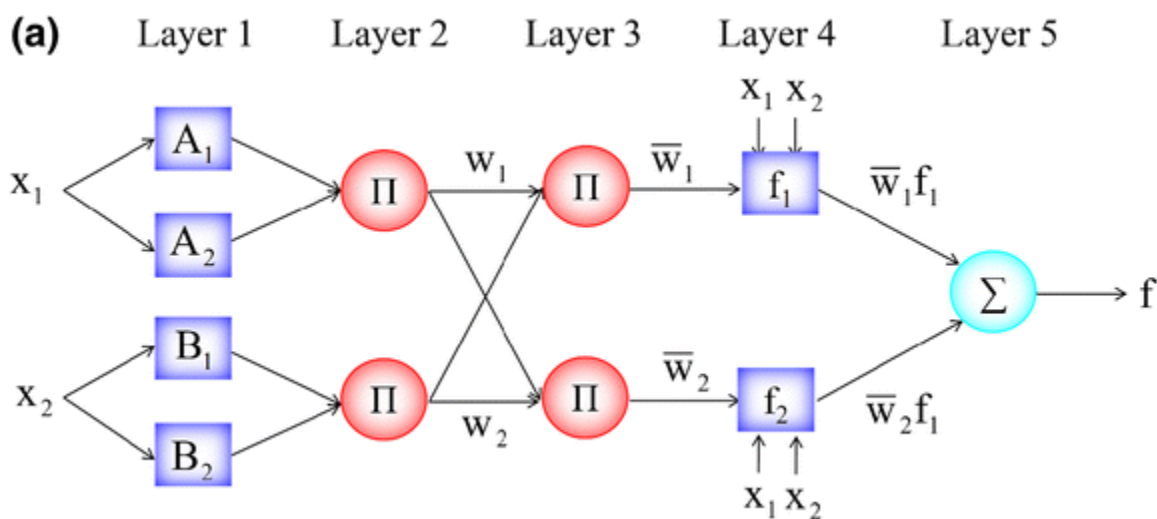
τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Το φαινόμενο της Ξηρασίας εξάλλου, επηρεάζει πολλαπλώς μια περιοχή, ενώ στις μέρες το ενδιαφέρον έχει ενταθεί ακόμη περισσότερων δεδομένων των γενικότερων κλιματολογικών συνθηκών. Για τις ανάγκες της μελέτης, εξετάζεται ένα ευρύ φάσμα δεδομένων μετεωρολογικών σταθμών με παραμέτρους εισόδου στο σύστημα τη θερμοκρασία, την υγρασία και την καθίζηση. Ως μέτρο εξόδου χρησιμοποιείται ο τυποποιημένος δείκτης βροχόπτωσης (Standardized Precipitation Index – SPI). Στο Σχήμα 5.13 δίνεται το διάγραμμα ροής του μοντέλου ANFIS.



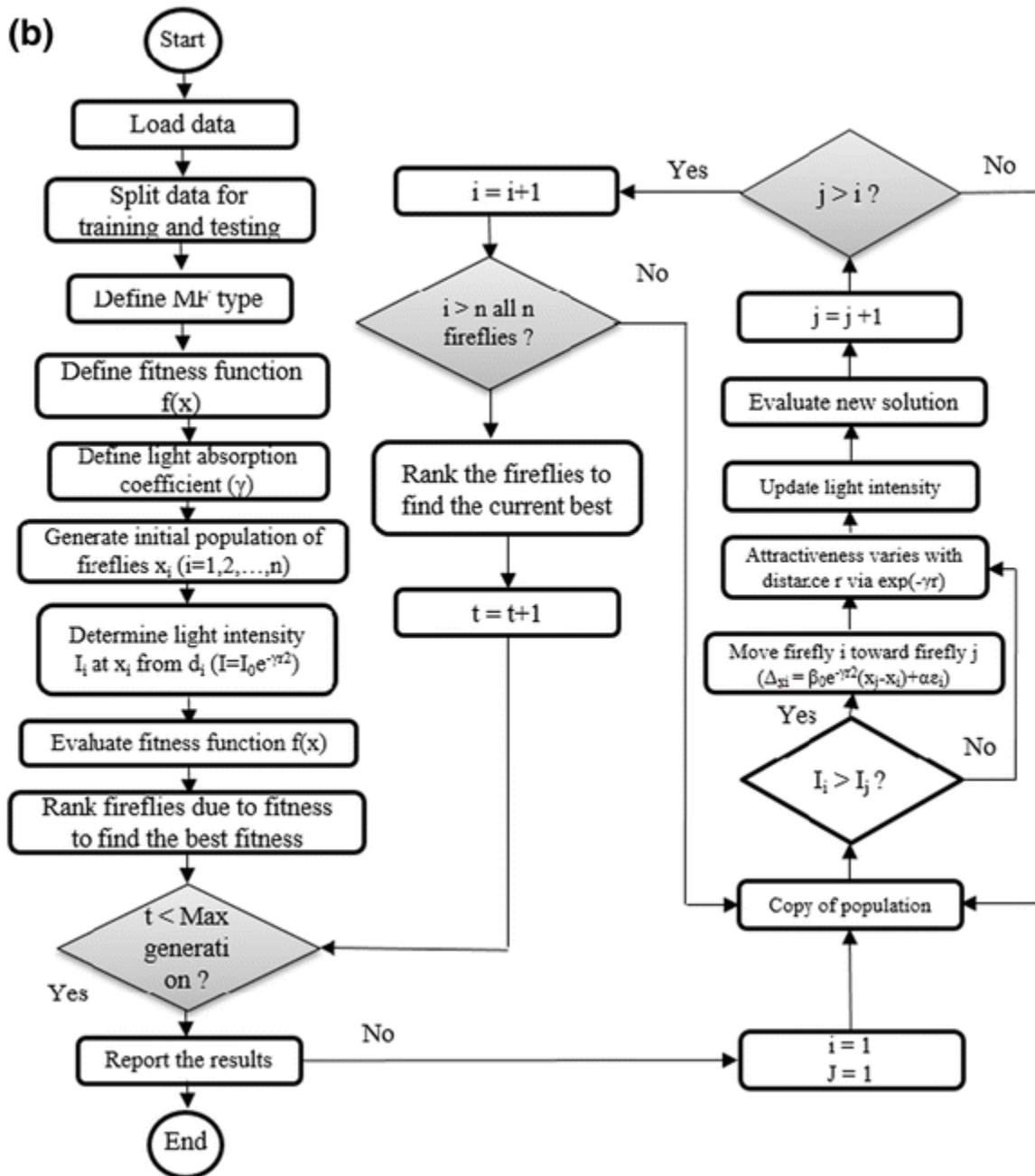
Σχήμα 5.13: Το μοντέλο των Mokhtarzad et al. (2017)

Στην πρόβλεψη φαινομένων ξηρασίας μέσω του ANFIS εστιάζουν και οι Dastorani et al. (2010), οι οποίοι μελετούν το ύψος βροχόπτωσης στο Κεντρικό Ιράν. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να γίνει μια παρένθεση και να τονισθεί το γεγονός πως η γεωμορφολογία της περιοχής καθορίζει σε μεγάλο βαθμό το ενδιαφέρον γύρω από συγκεκριμένα είδη φυσικών καταστροφών. Αυτός είναι και ο λόγος που ένας μεγάλος αριθμός μελετών απευθύνεται στο Ιράν, την Ινδία και τις γύρω περιοχές, καθώς εκεί τα φαινόμενα αυτά είναι εντονότερα. Επανερχόμενοι στη μελέτη των Dastorani et al. (2010), ένας μεγάλος αριθμός παραμέτρων και συνδυασμοί μεταξύ αυτών χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο σύστημα, μεταξύ των οποίων η μέση ετήσια βροχόπτωση, οι μέγιστες θερμοκρασίες, η μέση θερμοκρασία, η μέση ταχύτητα ανέμου κλπ. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν την ικανότητα του μοντέλου όσον αφορά την πρόβλεψη του επιπέδου βροχόπτωσης σε χρονικό ορίζοντα 12 μηνών.

Στο ίδιο μήκος κύματος, οι Yaseen et al. (2018), διερευνούν τα επίπεδα βροχόπτωσης στη Μαλαισία. Για την ανάπτυξη και δημιουργία του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν ιστορικά δεδομένα σε βάθος 15ετίας. Η δομή του μοντέλου και η ακολουθία βημάτων δίνονται στα Σχήματα 5.14 και 5.15 αντίστοιχα.



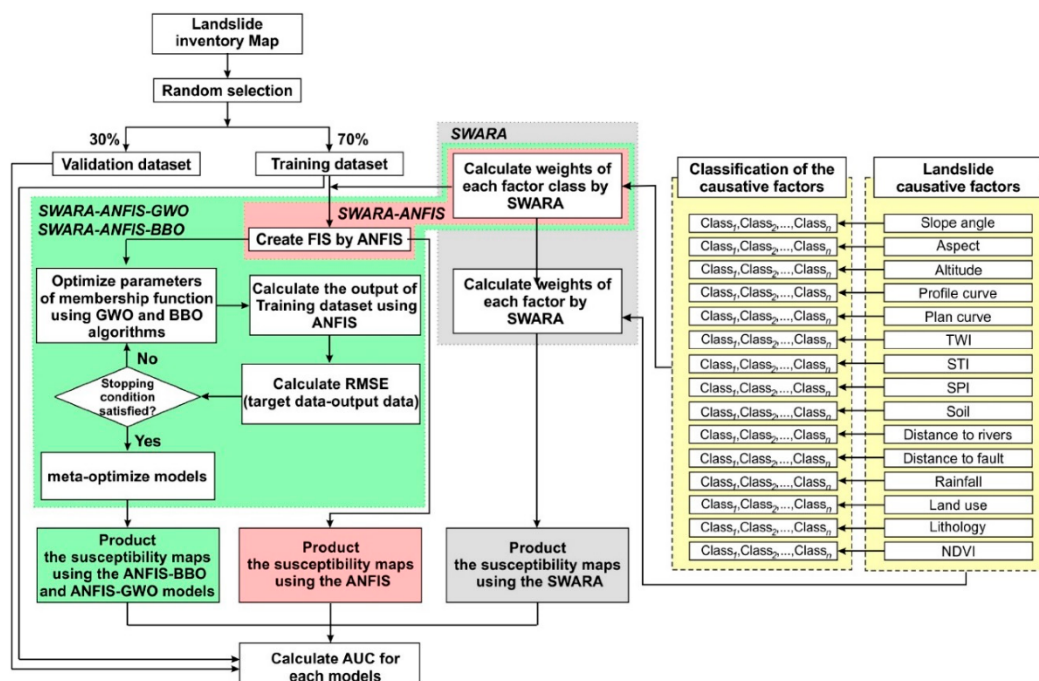
Σχήμα 5.14: Η δομή του μοντέλου των Yaseen et al. (2018)



Σχήμα 5.15: Η ακολουθία βημάτων του μοντέλου των Yaseen et al. (2018)

Στην πρόβλεψη κατολισθιακών φαινομένων επικεντρώνονται οι Chen et al. (2019), χρησιμοποιώντας το ANFIS σε συνδυασμό με δύο μετα-ευρετικούς αλγορίθμους έτσι ώστε να επιτευχθεί η μέγιστη δυνατή ακρίβεια του μοντέλου. Παράλληλα, εισάγεται μια διαδικασία επιμερισμού των βαρών των επιμέρους παραγόντων οι οποίοι συνθέτουν το

μοντέλο. Συνολικά 15 υδρολογικοί, γεωλογικοί και γεωμορφολογικοί παράγοντες χρησιμοποιούνται, οι οποίοι προκύπτουν από τη μελέτη 315 κατολισθήσεων. Το μοντέλο παρουσιάζει ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα και υψηλή προσαρμοστικότητα. Η δομή του μοντέλου δίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 5.16: Το μοντέλο των Chen et al. (2019)

Από την άλλη πλευρά, οι Wijayanto et al. (2017) διερευνούν την πιθανότητα πυρκαγιών έχοντας ως στόχο να εντοπίσουν σημεία τα οποία μπορούν υπό συνθήκες να αποτελέσουν πηγές εμφάνισης πυρκαγιάς. Η νευρο-ασαφής προσέγγιση μέσω του ANFIS, αναδεικνύει την εγγύτητα σε δρόμο ως το βασικό παράγοντα ο οποίος καθορίζει το ενδεχόμενο εμφάνισης, ενώ γενικότερα, όσο πιο έντονη είναι η ανθρώπινη δραστηριότητα σε ένα σημείο, τόσο μεγαλύτερη η πιθανότητα εμφάνισης πυρκαγιάς.

Βέβαια, οι εφαρμογές των νευρο-ασαφών συστημάτων δεν περιορίζονται αποκλειστικά σε επίπεδο φυσικών καταστροφών. Στη διεθνή επί του θέματος βιβλιογραφία, πολλές είναι οι μελέτες οι οποίες επικεντρώνονται σε άλλους τομείς όπως η ιατρική, η οικονομία κλπ.

## Συμπεράσματα

Η τεχνητή νοημοσύνη και ιδιαίτερα το τμήμα αυτής που αφορά την υπολογιστική νοημοσύνη, ανέκαθεν αποτελούσε μια πρόκληση για τον επιστημονικό κόσμο, καθώς η ίδια η φύση του αντικειμένου καθιστά δυνατή την προσέγγιση εξαιρετικά πολύπλοκων προβλημάτων.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ως εκ τούτου, προσελκύουν ένα διαρκώς εντονότερο ενδιαφέρον τόσο σε ακαδημαϊκό όσο και σε πρακτικό επίπεδο. Κατ' αντιστοιχία με τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, των οποίων αποτελούν προσομοίωση, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ειπωθούν ουσιαστικά ως ένας παράλληλος καταναεμημένος επεξεργαστής ο οποίος εστιάζει στην αποθήκευση δεδομένων και ανάλογα την απόδοσης εμπειρικής γνώσης. Εξάλλου, η ικανότητά τους να εκπαιδεύονται έχει οδηγήσει στη διάδοση της χρήσης τους σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Η διαδικασία μάθησης στα πλαίσια των ΤΝΔ ουσιαστικά αναφέρεται στην κατάλληλη διαμόρφωση της αρχιτεκτονικής του δικτύου και των καθορισμό των βαρών, έτσι ώστε αυτό να είναι εν συνεχεία ικανό να εκτελεί την επιθυμητή διεργασία.

Ωστόσο, τα μειονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, όπως η μεγάλη εξάρτησή τους από τα δεδομένα τα οποία εισάγονται, η αδυναμία προσαρμογής σε αλλαγές του συστήματος και η πιθανότητα υποπροσαρμογής ή υπερεκπαίδευσης έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη υβριδικών συστημάτων μέσα από το συνδυασμό των τεχνητών νευρωνικών δικτύων με τις εφαρμογές της ασαφούς λογικής.

Ο συνδυασμός ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων δύναται να λάβει δύο μορφές. Στη μεν πρώτη, τα δύο επιμέρους συστήματα λειτουργούν ανεξάρτητα και η «συνεργασία» τους έγκειται στο γεγονός πως το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προσδιορίζει τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος. Αυτό μπορεί να γίνεται τόσο σε πραγματικό χρόνο όσο και σε μη. Στην προκειμένη περίπτωση κάνουμε λόγο για ένα νευρο-ασαφές σύστημα συνεργασίας.

Στη δεύτερη περίπτωση, αντίθετα, δεν υπάρχει διαχωρισμός, αλλά τα δύο συστήματα λειτουργούν από κοινού, ως μια ολότητα, ως ένα ενιαίο σύστημα. Ένα τέτοιου

τύπου σύστημα είναι το ANFIS, το οποίο εξετάζεται ενδελεχώς στα πλαίσια της παρούσας εργασίας.

Μια από τις κυριότερες διαστάσεις του ANFIS αφορά την εφαρμογή του στην προσπάθεια πρόβλεψης φυσικών καταστροφών με σκοπό τον περιορισμό, κατά το δυνατόν, των δυσμενών συνεπειών οι οποίες προκύπτουν.

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας ερευνάται ένας υψηλός αριθμός μελετών της σχετικής βιβλιογραφίας στο εν προκειμένω αντικείμενο. Οι περισσότερες εξ αυτών αναφέρονται στην προσπάθεια πρόβλεψης πλημμυρικών και σεισμικών φαινομένων, δίχως αυτό να είναι περιοριστικό. Το γενικό συμπέρασμα το οποίο προκύπτει είναι πως η τροφοδότηση ενός μοντέλου νευρο-ασαφούς λογικής με ιστορικά δεδομένα τα οποία απαιτούνται για την εκπαίδευσή του αποδίδει ιδιαίτερα θετικά αποτελέσματα όσον αφορά την ικανότητά του να προβλέπει ενδεχόμενες φυσικές καταστροφές σε βραχυπρόθεσμο, κατά κύριο λόγο, ορίζοντα.



## Βιβλιογραφικές Αναφορές

### Ελληνόγλωσση

Αργυράκης, Π.. *Εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα*. Διαθέσιμο στο:  
<http://kelifos.physics.auth.gr/COURSES/neural/K1.pdf>.

Διαμαντάρας, Κ. (2007). *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*. Εκδόσεις Κλειδάριθμος.

Μαστοροκώστας, Π. (2015). *Εισαγωγή στην ασαφή λογική – ασαφή σύνολα – συναρτήσεις συμμετοχής*. [Κεφάλαιο Συγγράμματος]. Διαθέσιμο στο:  
<http://hdl.handle.net/11419/5958>.

Πλήρη, Α. (2012). Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσομοίωσης του ανθρωπίνου εγκεφάλου. *The Journal for Open and Distance Education and Educational Technology*, 8(1), σελ. 128-135.

Τζιμόπουλος, Χ. και Παπαδόπουλος, Β. (2013). *Ασαφής λογική με εφαρμογές στις επιστήμες του μηχανικού*. Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Ζήτη.

Haykin, S. (2010). *Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση*, 3<sup>η</sup> Έκδοση. Αθήνα: Εκδόσεις Παπαδωτηρίου.

### Ξενόγλωσση

Aldrich, C., Van Deventer, J.S.J. and Reuter, M.A. (1994). The application of neural nets in the metallurgical industry. *Minerals Engineering*, 7(5-6), pp. 793-809.

Alavandar, S. and Nigam, M. (2008). Neuro-Fuzzy based Approach for Inverse Kinematics Solution of Industrial Robot Manipulators. *International Journal of Computers, Communications & Control*, 3(3).

Aleksander, I. and Morton, H.B. (1990). An overview of weightless neural nets. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. Washington, 1990*.

- Amici, G., Dell'Acqua, F., Gamba, P. and Pulina, G. (2003). A comparison of fuzzy and neuro-fuzzy data fusion for flooded area mapping using SAR images. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20), pp. 4425-4430.
- Amit, D.J. (1989). *Modeling Brain Functions: The World of Attractor Neural Networks*. Cambridge University Press, New York.
- Azimi, H., Bonakdari, H., Ebtehaj, I. and Michelson, D.G. (2018). A combined adaptive neuro-fuzzy inference system–firefly algorithm model for predicting the roller length of a hydraulic jump on a rough channel bed. *Neural Computing and Applications*, 29, pp. 249-258.
- Babulal, C.K. and Kannan, P. (2006). A Novel Approach for ATC Computation in Deregulated Environment. *Journal of Electrical Systems*, 2(3).
- Barbounis, T.G. and Theocharis, J.B. (2007). A locally recurrent fuzzy neural network with application to the wind speed prediction using spatial correlation. *Neurocomputing*, 70(7-9), pp. 1525-1542.
- Bassam, A., Tzuc, O.M., Soberanis, M.E., Ricalde, L.J. and Cruz, B. (2017). Temperature Estimation for Photovoltaic Array Using an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. *Sustainability*, 9(8).
- Bazartseren, B., Hildebrandt, G. and Holz, K.P. (2003). Short-term water level prediction using neural networks and neuro-fuzzy approach. *Neurocomputing*, 55(3-4), pp. 439-450.
- Becker, S. (1991). Unsupervised learning procedures for neural networks. *International Journal of Neural Systems*, 2(1-2), pp. 17-33.
- Bojadziev, G. and Bojadziev, M. (1997). *Fuzzy logic for business, finance and management*. 2<sup>nd</sup> Edition. Advances in fuzzy systems applications and theory – Vol. 23. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.
- Botzoris, G., Papadopoulos, B. and Sfiris, D. (2013). Modeling Queueing Systems Using Fuzzy Estimators. *Fuzzy Economic Reviews*, 18(2), pp. 3-17.

- Botzoris, G., Varagouli, E., Profillidis, V., Papadopoulos, B. and Lathiras, P. (2014). Forecast of Tourism Demand with the Use of Fuzzy and Cointegration Econometric Techniques. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 14(4-5), pp. 245-257.
- Broomhead, D.S. and Lowe, D. (1988). *Radial basis functions, multi-variable functional interpolation and adaptive networks* (Technical report).
- Carpenter, G.A. and Grossberg, S. (1988). The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network. *Computer*, 21(3), pp. 77-88.
- Carpenter, G.A., Grossberg, S. and Rosen, D.B. (1991). Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Patterns by an Adaptive Resonance System. *Neural Networks*, 4, pp. 759-771.
- Chang, F.J., Chiang, Y.M. and Ho, Y.H. (2013). Multistep-ahead flood forecasts by neuro-fuzzy networks with effective rainfall-run-off patterns. *Journal of Flood Risk Management*, 8(3), pp. 224-236.
- Chen, G. and Pham, T.T. (2001). *Introduction to fuzzy sets, fuzzy logic and fuzzy control systems*. CRC Press.
- Chen, S.H., Lin, Y.H., Chang, L.C. and Chang, F.J. (2005). The strategy of building a flood forecast model by neuro-fuzzy network. *Hydrological Processes*, 20(7), pp. 1525-1540.
- Chen, W., Hong, H., Panahi, M., Shahabi, H., Wang, Y., Shirzadi, A., Pirasteh, S., Alesheikh, A.A., Khosravi, K., Panahi, S., Rezaie, F., Li, S., Jaafari, A., Tien Bui, D. and Bin Ahmad, B. (2019). Spatial Prediction of Landslide Susceptibility Using GIS-Based Data Mining Techniques of ANFIS with Whale Optimization Algorithm (WOA) and Grey Wolf Optimizer (GWO). *Applied Sciences*, 9(18).
- Chu, H.J. (2009). The Muskingum flood routing model using a neuro-fuzzy approach. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 13, pp. 371-376.

- Damousis, I., Alexiadis, M., Theocharis, J. and Dokopoulos, P. (2004). A Fuzzy Model for Wind Speed Prediction and Power Generation in Wind Parks Using Spatial Correlation. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 19(2), pp. 352-361.
- Dastorani, M.T., Afkhami, H., Sharifidarani, H. and Dastorani, M. (2010). Application of ANN and ANFIS models on dryland precipitation prediction (case study: Yazd in Central Iran). *Journal of Applied Sciences*, 10(20), pp. 2387-2394.
- Deb, S. and Dixit, U.S. (2008). Intelligent Machining: Computational Methods and Optimization. Chapter in: Davim, J.P., *Machining: Fundamentals and recent advances*. Springer.
- Dutta, S. and Shekhar, S. (1988). *Bond rating: A non-conservative application of neural networks*. In IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 443-450. Published by IEEE.
- Elias, C., Tsekouras, G., Kavatza, S. and Contaxis, G. (2004). A Midterm Energy Forecasting Method Using Fuzzy Logic. *WSEAS Transactions on Systems*, 3(5), pp. 2128-2135.
- Farley, B.G. and Clark, W.A. (1954). Simulation of self-organizing systems by digital computer. *Transactions of the IRE Professional Group on Information Theory*, 4(4), pp. 76-84.
- Fausett, L. (1996). *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. Prentice Hall International.
- Fogel, D.B., Wasson, E.C. and Boughton, E.M. (1995). Evolving neural networks for detecting breast cancer. *Cancer Letters*, 94(1), pp. 49-53.
- Fukushima, K. (1975). Cognitron: A self-organizing multilayered neural network. *Biological Cybernetics*, 20, pp. 121-136.
- Furundzic, D. Djordjevic, M. and Bekic, A.J. (1998). Neural networks approach to early breast cancer detection. *Journal of Systems Architecture*, 44(8), pp. 617-633.
- Gautam, D.K. and Holz, P.K. (2001). Rainfall-runoff modelling using adaptive neuro-fuzzy systems. *Journal of Hydroinformatics*, 3(1), pp. 3-10.

- Glorot, X. and Bengio, Y. (2010). Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. *Proceedings of the Aistats*, 9, pp. 249–256.
- Golden, R. (1996). *Mathematical Methods for Neural Network Analysis and Design*. MIT Press.
- Haykin, S. (1994). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Macmillan College Publishing Company Inc.
- Haykin, S.S. (2004). A comprehensive foundation. *Neural Networks*, 2(41).
- Hong, H., Panahi, M., Shirzadi, A., Ma, T., Liu, J., Zhu, A.X., Chen, W., Kougias, I. and Kazakis, N. (2018). Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. *Science of the Total Environment*, 621, pp. 1124–1141.
- Ishikawa, M. (1996). Structural learning with forgetting. *Neural networks*, 9(3), pp. 509–521.
- Jae-Eung, Y. and Chang-Won, C. (2008). Flood Forecasting and Warning Using Neuro-Fuzzy Inference Technique. *Journal of Korea Water Resources Association*, 41(3), pp. 341–351.
- Kaburlasos, V.G. (2006). *Towards a Unified Modeling and Knowledge-Representation Based on Lattice Theory*. Heidelberg, Germany: Springer.
- Karnik, N.N., Mendel, J.M. and Liang, Q. (1999). Type-2 fuzzy logic systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 7(6), pp. 643–658.
- Klopf, A. H. (1972). *Brain function and adaptive systems - A heterostatic theory* (Report No 133 [AFCRL-72-0164]). L.G. Hanscom Field, Bedford, MA: Air Force Cambridge Research Laboratories. (OTIC Report AD 742259, available from the Defense Technical Information Center, Cameron Station, Alexandria, VA 22304-6145)
- Mandic, D.P. and Chambers, J.A. (2001). *Recurrent neural networks for prediction: learning algorithms, architectures and stability*. Wiley Online Library.
- Markoulakis, S., Stavrakakis, G. and Nikolaou, T. (2006). *Short-Term Load Forecasting Based on the Kalman Filter and the Neural-Fuzzy Network (ANFIS)*. Proceedings

- of the 2006 IASME/WSEAS International Conference on Energy & Environmental Systems, pp. 189-193, 2006.
- Mastorocostas, P. (2006). A Recurrent Fuzzy Filter for the Analysis of Lung Sounds. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(4), pp. 578-594.
- Mastorocostas, P. and Hilaris, C. (2012). A Computational Intelligence Forecasting System for Telecommunications Time Series. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(1), pp. 200-206.
- Mastorocostas, P. and Hilaris, C. (2013). ReNFFor: A Recurrent Neurofuzzy Forecaster for Telecommunications Data. *Neural Computing and Applications*, 22(7-8), pp. 1727-1734.
- Mastorocostas, P. and Hilaris, C. (2014). SCOLS-FuM: A Hybrid Fuzzy Modeling Method for Telecommunications Time-Series Forecasting. *Informatica*, 25(2), pp. 221-239.
- Mastorocostas, P., Theocharis, J. and Petridis, V. (2001). A Constrained Orthogonal Least Squares Method for Generating TSK Fuzzy Models: Application to Short-Term Load Forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*, 118 (2), pp. 35-53.
- Mastorocostas, P., Stavrakoudis, D. and Theocharis, J. (2008). A Pipelined Recurrent Fuzzy Model for Real-Time Analysis of Lung Sounds. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8), pp. 1301-1308.
- McCulloch, W.S. and Pitts, W.H. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, pp. 115-133.
- Mendel, J.M. and John, R.I. (2002). *Type-2 Fuzzy Sets Made Simple*. IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 10, pp. 117-127.
- Minsky, M. L. and Papert, S. A. (1969). *Perceptrons*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Mirrashid, M. (2014). Earthquake magnitude prediction by adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based on fuzzy C-means algorithm. *Natural Hazards*, 74, pp. 1577-1593.

- Mirrashid, M., Givehchi, M., Miri, M. and Madandoust, R. (2016). Performance investigation of neuro-fuzzy system for earthquake prediction. *Asian Journal of Civil Engineering*, 17(2), pp. 213–223.
- Mokhtarzad, M., Eskandari, F., Vanjani, N.J. and Arabasadi, A. (2017). Drought forecasting by ANN, ANFIS, and SVM and comparison of the models. *Environmental Earth Sciences*, 76(729).
- Møller, M.F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*, 6(4), pp. 525–533.
- Moayed, H., Mehrabi, M., Kalantar, B., Mu'azu, M.A., Rashid, A.S.A., Foong, L.K. and Nguyen, H. (2019). Novel hybrids of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with several metaheuristic algorithms for spatial susceptibility assessment of seismic-induced landslide. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 10(1), pp. 1879–1911.
- Nelson, M.M. and Illingworth, W.T. (1991). *A practical guide to neural nets*. Addison-Wesley Reading, MA.
- Pahlavani, H., Dehghani, A.A., Bahremand, A.R. and Shojaei, S. (2017). Intelligent estimation of flood hydrographs using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *Modeling Earth Systems and Environment*, 3(35).
- Pandit, A. and Biswal, K.C. (2019). Prediction of earthquake magnitude using adaptive neuro fuzzy inference system. *Earth Science Informatics*, 12, pp. 513–524.
- Papadakis, S.E. and Kaburlasos, V.G. (2010). Piecewise-linear approximation of nonlinear models based on probabilistically/possibilistically interpreted Intervals' Numbers (INs). *Information Sciences*, 180(24), pp. 5060–5076.
- Papadakis, S., Theocharis, J. and Bakirtzis, A. (2003). A Load Curve-Based Fuzzy Modeling Technique for Short-Term Load Forecasting. *Fuzzy Sets and Systems*, 135(2), pp. 279–303.

- Papageorgiou, E. (2011). A New Methodology for Decisions in Medical Informatics Using Fuzzy Cognitive Maps Based on Fuzzy Rule-Extraction Techniques. *Applied Soft Computing*, 11, pp. 500-513.
- Paul, S., Azeem, A. and Ghosh, A.K. (2015). Application of adaptive neuro-fuzzy inference system and artificial neural network in inventory level forecasting. *International Journal of Business Information Systems*, 18(3), pp. 268-284.
- Rochester, N., Holland, J.H., Haibt L.H. and Duda, W.L. (1956). Tests on a Cell Assembly Theory of the Action of the Brain Using a Large Digital Computer. *IRE Transaction of Information Theory IT*, 2, pp. 80-93.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), pp. 386-408.
- Shapiro, A.F. (2004). *Fuzzy logic in Insurance: the first 20 years*. Smeal College of Business, Penn State University.
- Sharma, K.D., Ayyub, M., Saroha, S. and Faras, A. (2014). Advanced controllers using fuzzy logic controller (FLC) for performance improvement. *International Electrical Engineering Journal*, 5(6), 1452-1458.
- Shu, C. and Ouarda, T.B.M.J. (2008). Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Hydrology*, 349(1-2), pp. 31-43.
- Singh, R., Kainthola, A. and Singh, T.N. (2012). Estimation of elastic constant of rocks using an ANFIS approach. *Applied Soft Computing*, 12, pp. 40-45.
- Son, Y.S., Kim, H.J. and Kim, J.T. (2018). ANFIS-based rate adaptation scheme for adaptive streaming over HTTP. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 261.
- State, L., Cocianu, C. and Vlamos, P. (2005). Neural Network for Principal Component Analysis with Applications in Image Compression. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, 2(6).



- Stoilos, G., Simou, N., Stamou, G. and Kollias, S. (2006). Uncertainty and the Semantic Web. *IEEE Intelligent Systems*, 21(5), pp. 84-87.
- Stylios, C., Georgopoulos, V., Malandraki, G. and Chouliara, S. (2008). Fuzzy Cognitive Map Architectures for Medical Decision Support Systems. *Applied Soft Computing*, 8, pp. 1243-1251.
- Sun, L. and Gu, W. (2011). Pavement Condition Assessment Using Fuzzy Logic Theory and Analytic Hierarchy Process. *Journal of Transportation Engineering*, 137(9).
- Svozil, D., Kvasnicka, V. and Pospichal, J. (1997). Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 39, pp. 43-62.
- Tairidis G.K., Stojanovic N., Stamenkovic D., Stavroulakis G.E. (2020) Neuro-fuzzy Techniques and Natural Risk Management. Applications of ANFIS Models in Floods and Comparison with Other Models. In: Gocić M., Aronica G., Stavroulakis G., Trajković S. (eds) *Natural Risk Management and Engineering*. Springer Tracts in Civil Engineering. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-39391-5\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-39391-5_8)
- Takagi, H. (1992). *Application of neural networks and fuzzy logic to consumer products*. Proceedings of the 1992 International Conference on Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation, San Diego, CA, USA, 1992, pp. 1629-1633.
- Termeh, S.V.R., Kornejady, A., Pourghasemi, H.R. and Keesstra, S. (2018). Flood susceptibility mapping using novel ensembles of adaptive neuro fuzzy inference system and metaheuristic algorithms. *Science of The Total Environment*, 615(5), pp. 438-451.
- Thomas, S., Pillai, G.N., Pal, K. and Jagtap, P. (2016). Prediction of ground motion parameters using randomized ANFIS (RANFIS). *Applied Soft Computing*, 40, pp. 624-634.
- Tien Bui, D., Khosravi, K., Li, S., Shahabi, H., Panahi, M., Singh, V.P., Chapi, K., Shirzadi, A., Panahi, S., Chen, W. and Ahmad, B.B. (2018). New Hybrids of ANFIS with Several Optimization Algorithms for Flood Susceptibility Modeling. *Scientific Reports*, 8(15364).

- Venetis, T., Stoilos, G. and Stamou, G. (2014a). Query Extensions and Incremental Query Rewriting for OWL 2 QL Ontologies. *Journal on Data Semantics*, 3, pp. 1-23.
- Venetis, T., Stoilos, G. and Stamou, G. (2014b). Query Rewriting Under Query Refinements. *Journal of Knowledge-Based Systems*, vol. 56, pp. 36-48.
- Wang, Y., Hong, H., Chen, W., Li, S., Panahi, M., Khorsavi, K., Shirzadi, A., Shahabi, H., Panahi, S. and Costache, R. (2019). Flood susceptibility mapping in Dingnan County (China) using adaptive neuro-fuzzy inference system with biogeography based optimization and imperialistic competitive algorithm. *Journal of Environmental Management*, 247(1), pp. 712-729.
- Wei, L.Y., Chen, T.L. and Ho, T.H. (2011). A hybrid model based on adaptive-network-based fuzzy inference system. *Expert Systems with Applications*, 38, pp. 13625-13631.
- Widrow, B. and Hoff, M.E. Jr. (1960). Adaptive switching circuits, in *1960 IRE WESCON Convention Record, Part 4*, New York: IRE, pp. 96-104.
- Wijayanto, A.K., Sani, O., Kartika, N.D. and Herdiyeni, Y. (2017). *Classification Model for Forest Fire Hotspot Occurrences Prediction Using ANFIS Algorithm*. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science.
- Wilamowski, B.M. (2003). *Neural network architectures and learning*. IEEE International Conference on Industrial Technology, 10-12 December 2003.
- Xu, L., Huang, C., Su, R., Zhu, H., Liu, H., Liu, Y., Li, C. and Wang, J. (2019). Estimation of tool life and cutting burr in high speed milling of the compacted graphite iron by DE based adaptive neuro-fuzzy inference system. *Mechanical Sciences*, 10(1), pp. 243-254.
- Yaseen, Z.M., Ghareb, M.I., Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Siddique, R., Heddami, S., Yusif, A.A. and Deo, R. (2018). Rainfall Pattern Forecasting Using Novel Hybrid Intelligent Model Based ANFIS-FFA. *Water Resources Management*, 32, pp. 105-122.
- Zadeh, L. (1975). The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning. *Information Sciences*, 8, pp. 199-249.