



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ  
UNIVERSITY OF WEST ATTICA

**Συστήματα βασισμένα στη γνώση και η συμμετοχή τους σε υβριδικά  
συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης**

Διπλωματική Εργασία

Της

**Δημοπούλου Σωτηρίας, ΑΜ: 18034**

**Επιβλέπουσα: Αικατερίνη Γεωργούλη, Καθηγήτρια, Πανεπιστημίου Δυτικής  
Αττικής, Σχολή Μηχανικών**

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

«Επιστήμη και Τεχνολογία της Πληροφορικής και των Υπολογιστών»

Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών

Σχολή Μηχανικών

Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής

Αττική 2021

## Μέλη Εξεταστικής Επιτροπής

Εγκρίθηκε από την εξεταστική επιτροπή την 30/06/2021

A/A	ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ	ΑΡΜΟΔΙΟΤΗΤΑ	ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ
1	Γεωργούλη Αικατερίνη	Επιβλέπουσα Καθηγήτρια	
2	Βουλόδημος Αθανάσιος	Συν-Επιβλέπων Καθηγητής	
3	Τσελεντή Παναγιώτα	Συν-Επιβλέπουσα Καθηγήτρια	

## Ευχαριστίες

Με την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, ολοκληρώνεται η φοίτησή μου στο Μεταπτυχιακό πρόγραμμα «Επιστήμη και Τεχνολογία της Πληροφορικής και των Υπολογιστών» του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα την επιβλέπουσα καθηγήτριά μου, κα Γεωργούλη Αικατερίνη για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε στην ανάθεση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, για την στήριξη, την συνεργασία και για τις πολύτιμες συμβουλές και παρατηρήσεις της.

Τέλος, ευχαριστώ θερμά την οικογένειά μου για την αμέριστη συμπαράσταση κατά τη διάρκεια συγγραφής της διπλωματικής εργασίας μου, αλλά και για όλη την πορεία των σπουδών μου.

## Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική θέση αποσκοπεί στη συστηματική διερεύνηση των υβριδικών τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης στην πρόσφατη διεθνή βιβλιογραφία, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την επίλυση ιδιαίτερα σύνθετων προβλημάτων. Ακριβέστερα, πραγματοποιήθηκε εκτενής διερεύνηση για τέσσερις κατηγορίες υβριδιώσεων, των νευρωνικών έμπειρων συστημάτων, των ασαφών νευρωνικών συστημάτων, των εξελικτικών νευρωνικών συστημάτων και των εξελικτικών ασαφών συστημάτων. Στο πλαίσιο της εν λόγω διερεύνησης επιλέχθηκαν δύο από τις ακαδημαϊκές βάσεις δεδομένων, των IEEEExplore της IEEE και της ScienceDirect του Elsevier. Η αναζήτηση πραγματοποιήθηκε με συγκεκριμένους όρους και με χρήση των επιλογών προηγμένης αναζήτησης. Τα άρθρα ελέγχθηκαν και κατηγοριοποιήθηκαν σε έγκυρα, άκυρα και επιλέξιμα. Σε κάθε ενότητα υβριδικών τεχνικών πραγματοποιήθηκε καταγραφή ορισμένων βασικών στοιχείων για κάθε επιλέξιμο άρθρο. Η θέση ολοκληρώνεται με την αναφορά ορισμένων χρήσιμων παρατηρήσεων, αλλά και την αναφορά ορισμένων κατευθύνσεων για μελλοντική επέκταση της τρέχουσας έρευνας.

## **Abstract**

The scope of this thesis is the systematic review of hybrid computational intelligence methods in the recent literature, which are utilized to solve complex problems. More specifically, the four hybrid categories consist of neuro-expert systems, fuzzy neural systems, evolutionary neural systems, and evolutionary fuzzy systems, were extensively investigated. Initially, two of the most well-known academic databases, the IEEE Xplore of IEEE and the ScienceDirect of Elsevier were selected. The search was applied by considering specific terms and selected advanced search features. The found papers were classified into valid, invalid, and selected. Key characteristics of each selected paper were recorded and presented in the relative section. Finally, the key points of the thesis are highlighted, and some interesting future work directions are discussed.

## Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες .....	3
Περίληψη .....	4
Abstract .....	5
Πίνακας Περιεχομένων .....	6
Εισαγωγή.....	7
1. Στοιχεία και Χαρακτηριστικά Τεχνητής Νοημοσύνης .....	11
1.1 Ορισμός Τεχνητής Νοημοσύνης .....	11
1.2 Ιστορική Αναδρομή.....	12
1.3 Κατηγορίες Τεχνητής Νοημοσύνης.....	22
2. Μηχανική Μάθηση .....	24
3. Συστήματα Κλασικής Υπολογιστικής Τεχνητής Νοημοσύνης.....	28
3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	28
3.2 Ασαφή Συστήματα .....	34
3.3 Εξελικτικός Υπολογισμός .....	37
4. Συστήματα Βασισμένα στη Γνώση – Έμπειρα Συστήματα .....	39
5. Υβριδικά Συστήματα Υπολογιστικής Νοημοσύνης.....	44
5.1 Νευροασαφή Συστήματα.....	44
5.2 Εξελικτικά Νευρωνικά Συστήματα .....	53
5.3 Ασαφή Εξελικτικά Συστήματα.....	58
6. Υβριδικά Συστήματα Υπολογιστικής Νοημοσύνης με Έμπειρα Συστήματα .....	62
6.1 Νευρωνικά Έμπειρα Συστήματα .....	62
6.2 Υβριδικά Συστήματα με ενσωμάτωση Έμπειρων Συστημάτων.....	73
Επίλογος – Συμπεράσματα .....	75
Βιβλιογραφία .....	77

## Εισαγωγή

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η συστηματική διερεύνηση της βιβλιογραφίας, ώστε να καταγραφεί η πρόσφατη έρευνα αναφορικά με την υβριδίαση, δηλαδή το συνδυασμό, ευφυών μεθόδων για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων. Για να γίνει πιο κατανοητός ο αναφερόμενος σκοπός, κρίνεται απαραίτητη η αποσαφήνιση των όρων «πρόβλημα» και «σύνθετο πρόβλημα», καθώς και της διαδικασίας επίλυσης.

Σύμφωνα με το λεξικό του Cambridge, πρόβλημα καλείται μία κατάσταση, η οποία χρήζει προσοχής, με σκοπό τη διαχείριση ή την επίλυσή της (<https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/problem>). Για την επίλυση ενός προβλήματος είναι απαραίτητη η εφαρμογή ορισμένων βασικών βημάτων, τα οποία συνοψίζονται ακολούθως:

- Διατύπωση του προβλήματος.
- Κατανόηση του προβλήματος.
- Ανάλυση του προβλήματος.
- Σχεδιασμός μεθόδου επίλυσης.
- Εφαρμογή της μεθόδου επίλυσης.

Η διατύπωση αφορά το σαφή καθορισμό των δεδομένων και των ζητούμενων του προβλήματος. Ακριβέστερα, είναι απαραίτητος ο καθορισμός του συνόλου όλων των πιθανών καταστάσεων, μία αρχική κατάσταση, ένα σύνολο ενεργειών που μπορούν να εφαρμοσθούν και φυσικά το στόχο του προβλήματος. Να διευκρινιστεί ότι ως στόχος ορίζεται μία επιθυμητή / ζητούμενη κατάσταση. Φυσικά, για να είναι εφικτή η επίλυση ενός προβλήματος, θα πρέπει αυτό να γίνει πλήρως κατανοητό από την οντότητα που το διαχειρίζεται (άνθρωπος / μηχανή). Δηλαδή, θα πρέπει το πρόβλημα να έχει διατυπωθεί ορθά, ώστε να έχουν αποσαφηνιστεί τα δεδομένα και τα ζητούμενά του. Το επόμενο βήμα της ανάλυσης του προβλήματος αφορά τη διάσπασή του σε επιμέρους απλούστερα προβλήματα για την ενδεχομένως πιο εύκολη διαχείρισή τους. Στη συνέχεια, είναι απαραίτητος ο σχεδιασμός μίας μεθόδου επίλυσης του προβλήματος. Δηλαδή, χρειάζεται να αναπτυχθεί ένας κατάλληλα διαμορφωμένος αλγόριθμος, ώστε να επιλύσει όσο το δυνατόν πιο αποδοτικά το

πρόβλημα. Το τελευταίο βήμα της διαδικασίας επίλυσης αφορά την εφαρμογή του αλγορίθμου σε κάποιο στιγμιότυπο του προς επίλυση προβλήματος, ώστε επιλέγοντας, τυχαία ή με βάση κάποιο κριτήριο, συγκεκριμένες ενέργειες, να παράγει το ζητούμενο αποτέλεσμα.

Η κύρια βασική διάκριση των προβλημάτων πραγματοποιείται με κριτήριο το άμεσο αντίκτυπό τους στο κοινωνικό σύνολο, δηλαδή κατά πόσο η λύση του ενδιαφέρει τους ανθρώπους (Russell & Norvig, 2003). Έτσι, υπάρχουν τα προβλήματα-παιχνίδια (toy problems), των οποίων σκοπός είναι να εφαρμόσουμε δοκιμαστικά κάποιους αλγόριθμους για την επίλυσή τους και τα προβλήματα πραγματικού κόσμου (real-world problems), η λύση των οποίων ενδιαφέρει άμεσα το κοινωνικό σύνολο. Χαρακτηριστικό παράδειγμα προβλήματος-παιχνιδιού είναι το πρόβλημα των οκτώ βασιλισσών, το οποίο προτάθηκε το 1848 από τον Max Bezzel. Σύμφωνα με αυτό, ζητείται η τοποθέτηση οκτώ βασιλισσών σε μία σκακίερα ούτως ώστε να μην απειλούνται μεταξύ τους. Αντίστοιχα, ένα κλασσικό πρόβλημα πραγματικού κόσμου είναι το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή, διατυπωμένο από τους μαθηματικούς William Rowan Hamilton και Thomas Kirkman λίγο πριν το 1900, κατά το οποίο πρέπει να καθοριστεί μία διαδρομή ελαχίστου μήκους ώστε ένας πωλητής ξεκινώντας από μία συγκεκριμένη πόλη να επισκεφτεί όλες τις διαθέσιμες ακριβώς μία φορά.

Μία άλλη σημαντική κατηγοριοποίηση των προβλημάτων πραγματοποιείται λαμβάνοντας υπόψη τη γνώση μας για τον προς επίτευξη στόχο ή ακόμη και για τις ενέργειες που απαιτούνται ώστε να τον επιτύχουμε. Επομένως, με βάση το συγκεκριμένο κριτήριο διακρίνονται οι ακόλουθες τέσσερις κατηγορίες (Γεωργούλη, 2015):

- Προβλήματα στα οποία τόσο ο στόχος όσο και οι υπόλοιπες τελικές καταστάσεις είναι γνωστά και ο αλγόριθμος πρέπει να εντοπίσει μία από αυτές.
- Προβλήματα με γνωστό στόχο και γνωστές εναλλακτικές τελικές καταστάσεις, με τον αλγόριθμο να πρέπει να εντοπίσει τη βέλτιστη.
- Προβλήματα με γνωστές ορισμένες ιδιότητες των τελικών καταστάσεων και το ζητούμενο είναι ο εντοπισμός ενός ολοκληρωμένου στιγμιότυπου τελικής κατάστασης.



- Προβλήματα με άγνωστο στόχο και ζητείται ο εντοπισμός μίας έγκυρης τελικής κατάστασης.

Κατά την Επιστήμη των Υπολογιστών, υπολογιστικό πρόβλημα χαρακτηρίζεται κάθε πρόβλημα, η διαχείριση / λύση του οποίου απαιτεί υπολογισμούς. Τα υπολογιστικά προβλήματα δύναται να διακριθούν σε:

- Προβλήματα απόφασης, τα οποία επιδέχονται μόνο δύο απαντήσεις (Ναι ή Όχι).
- Προβλήματα βελτιστοποίησης, σκοπός των οποίων είναι η ελαχιστοποίηση ή η μεγιστοποίηση μίας αντικειμενικής συνάρτησης.

Μία άλλη ενδιαφέρουσα κατηγοριοποίηση των υπολογιστικών προβλημάτων πραγματοποιείται υπό το πρίσμα της Θεωρίας της Πολυπλοκότητας. Ακριβέστερα, τα προβλήματα κατηγοριοποιούνται, με βάση το χρόνο που απαιτείται για την επίλυσή τους, στις ακόλουθες κλάσεις (Karakostas, 2020):

- Πολυωνυμική κλάση (Polynomial – P). Σε αυτή την κλάση περιέχονται προβλήματα για τα οποία έχουν υλοποιηθεί αλγόριθμοι επίλυσής τους σε πολυωνυμικό χρόνο.
- Μη ντετερμινιστικά πολυωνυμική κλάση (Non-deterministic polynomial–NP). Η συγκεκριμένη κλάση περιλαμβάνει προβλήματα για τα οποία οι υπάρχουσες μέθοδοι επίλυσης απαιτούν συνήθως εκθετικούς χρόνους. Ωστόσο, η επαλήθευση μίας λύσης δύναται να πραγματοποιηθεί σε πολυωνυμικό χρόνο.
- Μη ντετερμινιστικά πολυωνυμική – δυσχερής κλάση (Non-deterministic polynomial–hard/ NP-hard). Σε αυτή την κλάση συναντώνται προβλήματα τουλάχιστον τόσο δυσεπίλυτα όσο τα προβλήματα εντός της NP.

Ουσιαστικά, η δυσκολία ενός προβλήματος συνδέεται με το μέγεθος του χώρου καταστάσεών του. Για την επίλυση, κυρίως, δύσκολων προβλημάτων, απαιτείται η ανάπτυξη κατάλληλων αλγορίθμων αναζήτησης. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι συνήθως επαναληπτικοί και σε κάθε επανάληψη αποσκοπείται μία επέκταση του συνόλου των σχηματιζόμενων λύσεων, με τρόπο που καθορίζεται από τη στρατηγική αναζήτησης που ακολουθεί η κάθε μέθοδος επίλυσης. Για παράδειγμα, οι ευρετικοί αλγόριθμοι τοπικής αναζήτησης χρησιμοποιούν δύο κλασσικές στρατηγικές αναζήτησης, τη στρατηγική πρώτης βελτίωσης (first improvement search strategy) κατά την οποία με

το που εντοπίζεται μία νέα λύση εφαρμόζεται και η στρατηγική βέλτιστης βελτίωσης (best improvement search strategy), η οποία επιδιώκει την καλύτερη δυνατή επέκταση του συνόλου των λύσεων (Hansen et al., 2017). Όμως πρόσφατα προτάθηκε και μία νέα στρατηγική αναζήτησης, η προσαρμοστική στρατηγική αναζήτησης, η οποία εκμεταλλεύεται την πιο εντατική βελτίωση της στρατηγικής βέλτιστης βελτίωσης για προβλήματα μικρής και μεσαίας διάστασης, καθώς και την ταχύτερη αναζήτηση της στρατηγικής πρώτης βελτίωσης για τις περιπτώσεις προβλημάτων μεγάλης διάστασης (Karakostas, 2019).

# 1. Στοιχεία και Χαρακτηριστικά Τεχνητής Νοημοσύνης

## 1.1 Ορισμός Τεχνητής Νοημοσύνης

Το ανθρώπινο είδος χαρακτηρίζεται από την ικανότητά του να αναλύει, να κατανοεί, να μαθαίνει, να συνθέτει, να προσαρμόζεται και τελικώς να χειρίζεται σύνθετες και ιδιαίτερα πολύπλοκες καταστάσεις, έννοιες και οντότητες. Η συγκεκριμένη, κρίσιμη για την εξέλιξη του είδους, ικανότητα καλείται νοημοσύνη (Stenberg, 2005; Hunt, 2011).

Σύμφωνα με τους Russel και Norvig (2003), στόχος του ανθρώπινου είδους αποτελεί η κατασκευή τεχνητών νοημών οντοτήτων. Η συστηματική αυτή προσπάθεια εντάσσεται στα πλαίσια ενός συγκεκριμένου ερευνητικού πεδίου, το οποίο καλείται “Τεχνητή Νοημοσύνη (TN)”.

Πολλοί ερευνητές έχουν επιχειρήσει να αποδώσουν ένα σαφή ορισμό της TN. Οι Russel και Norvig (2003) εντάσσουν διάφορους ορισμούς στις ακόλουθες τέσσερις βασικές κατηγορίες:

- Συστήματα σκεπτόμενα όπως ο άνθρωπος.
- Ορθολογικά σκεπτόμενα συστήματα.
- Συστήματα ενεργούντα όπως ο άνθρωπος.
- Ορθολογικά ενεργούντα συστήματα.

Η πρώτη κατηγορία περιέχει ορισμούς, οι οποίοι εστιάζουν στο βαθμό επιτυχούς προσέγγισης της ανθρώπινης συλλογιστικής. Παράδειγμα τέτοιου ορισμού αποτελεί ο προτεινόμενος από τον Bellman (1978), κατά τον οποίο TN είναι οι αυτοματοποιημένες και σχετιζόμενες με την ανθρώπινη σκέψη δραστηριότητες, που αφορούν την επίλυση προβλημάτων και τη λήψη αποφάσεων.

Η επόμενη κατηγορία περιλαμβάνει ορισμούς, οι οποίοι κρίνουν τα παραχθέντα συστήματα ως προς την ορθολογικότητα της συλλογιστικής τους. Ο Patrick Winston (1992) πρότεινε έναν τέτοιου είδους ορισμό, σύμφωνα με τον οποίο η TN αφορά την μελέτη των υπολογιστικών εργασιών με κύριο στόχο την ανάπτυξη της ευφυΐας των μηχανών.

Στην τρίτη κατηγορία συγκαταλέγονται ορισμοί, που τονίζουν την αξία της επιτυχούς μίμησης της ανθρώπινης συμπεριφοράς κατά την ενέργειά τους. Ο ορισμός των Rich και Knight (1991) εντάσσεται σε αυτή την κατηγορία και σημειώνει ως TN τη διαδικασία μετατροπής των υπολογιστών σε οντότητες ικανές να εκτελέσουν ενέργειες, τις οποίες οι άνθρωποι εκτελούν, προς το παρόν, αποτελεσματικότερα.

Οι ορισμοί που εντάσσονται στην τελευταία κατηγορία εστιάζουν στην ορθολογική συμπεριφορά των συστημάτων. Χαρακτηριστικό παράδειγμα της συγκεκριμένης κατηγορίας αποτελεί ο ορισμός του Nilsson (1998), κατά τον οποίο TN είναι η διαδικασία παραγωγής συστημάτων με ευφυή συμπεριφορά.

Λαμβάνοντας υπόψη τους προηγούμενους ορισμούς, επεκτείνεται ο ορισμός του Webster's New World College Dictionary (3<sup>η</sup> έκδοση) – όπως παρουσιάζεται στο σύγγραμμα *“Fundamentals of the New Artificial Intelligence Neural, Evolutionary, Fuzzy and More”* (Munakata, 2008) – ως μία προσπάθεια απόδοσης ενός πιο ολοκληρωμένου ορισμού. Επομένως, δύναται να ειπωθεί ότι:

*«Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ο κλάδος της Επιστήμης Υπολογιστών, που αφορά τη δημιουργία υπολογιστικών συστημάτων ή λογισμικών, ικανών να μιμούνται τις διεργασίες της ανθρώπινης συλλογιστικής και να προσαρμόζονται σε δυναμικές εξελίξεις, με σκοπό την επίτευξη ενός ή περισσότερων στόχων».*

## 1.2 Ιστορική Αναδρομή

Σύμφωνα με το αξίωμα του αρχαίου Έλληνα φιλοσόφου, Παρμενίδη, “ουδέν εξ ουδενός”, δηλαδή τίποτα δε γεννιέται από το τίποτα. Έτσι και η TN δεν αποτελεί ένα επιστημονικό πεδίο που δημιουργήθηκε ξαφνικά και από το τίποτα (Marquis, 2020). Αντιθέτως, πρόκειται για ένα δημιούργημα της ανθρώπινης σκέψης με μακρά εξέλιξη και πολλά στάδια. Ακριβέστερα, θεμελιώδη ερωτήματα που άπτονται της TN έχουν διατυπωθεί από φιλόσοφους ήδη από την αρχαιότητα, όπως για παράδειγμα «Ποιες είναι οι βασικές νοητικές λειτουργίες;» ή «Είναι εφικτή η αυτοματοποίηση της συλλογιστικής;» (Flasiński, 2020). Επομένως, για την καλύτερη κατανόηση των θεμάτων της TN, είναι απαραίτητη μία, έστω συνοπτική, ανασκόπηση της εξέλιξης της TN (Russell & Norvig, 2003; Flasiński, 2020; Marquis, 2020):

➤ **Στάδιο 0:** *Η φιλοσοφική θεμελίωση της λογικής (380 π.Χ. – 1900 μ.Χ.).* Ο αρχαίος Έλληνας φιλόσοφος, Αριστοτέλης (384 – 322 π.Χ.), παρουσίασε για πρώτη φορά στην ανθρώπινη ιστορία, στο έργο του «Όργανον», μία ορθολογική συλλογιστική προσέγγιση, μέσω της οποίας ήταν πάντα εφικτή η εξαγωγή ορθών συμπερασμάτων δεδομένων ορθών υποθέσεων. Ιδιαίτερα σημαντικό μέρος της συλλογής «Όργανον» αποτελεί η πραγματεία «Αναλυτικά Πρότερα και Ύστερα», καθώς εστιάζει στους διαφορετικούς συλλογισμούς και στις συνθήκες εγκυρότητάς τους (Marquis, 2020). Ομοίως, ο Κλαύδιος Γαληνός, ένας από τους σπουδαιότερους ιατρούς της αρχαιότητας, χρησιμοποίησε ένα είδος υποθετικής συλλογιστικής (Marquis, 2020). Κατά το Μεσαίωνα, οι κύριες προσεγγίσεις της συλλογιστικής και ευρύτερα της λογικής πραγματοποιήθηκαν μέσω ενός θεολογικού πλαισίου. Ελάχιστες εξαιρέσεις αποτελούν τα έργα ορισμένων φιλοσόφων, όπως για παράδειγμα του Jean Buridan (1292 – 1363) (Read, 2012). Στα τέλη του Ύστερου Μεσαίωνα (~1301 – 1500) είχε ήδη ανθίσει η ιδέα της αυτοματοποίησης των υπολογισμών. Ακριβέστερα, το 1493 ο παγκοσμίου φήμης Leonardo da Vinci σχεδίασε μία μηχανική αριθμομηχανή, μεταγενέστερες υλοποιήσεις της οποίας απέδειξαν τη λειτουργικότητά της. Ωστόσο, η πρώτη κατασκευή αριθμομηχανής πραγματοποιήθηκε από τον Wilhelm Schickard (1592 – 1635) το 1623 και το 1642 ο Blaise Pascal (1623 – 1662) παρουσίασε τη δική του αριθμομηχανή (Russell & Norvig, 2003). Πέρα των συγκεκριμένων κατασκευών, στην πρώιμη και ύστερη Νεότερη Εποχή με σαφή την αναγεννησιακή επιρροή, νέα φιλοσοφικά ρεύματα λογικής κάνουν την εμφάνισή τους, όπως εκείνα του δυϊσμού, του υλισμού, του εμπειρισμού, καθώς και του λογικού θετικισμού, ο οποίος προέρχεται από το διάσημο Κύκλο της Βιέννης και βασίζεται στη δουλειά δύο κορυφαίων επιστημόνων της Λογικής, των Ludwig Wittgenstein (1889 – 1951) και Bertr and Russell (1872 – 1970). Σύμφωνα με το λογικό θετικισμό, η γνώση είναι λογικές θεωρίες συνδεδεμένες με προτάσεις παρατήρησης. Βασικό μέλος του Κύκλου της Βιέννης ήταν ο Rudolf Carnap (1891 – 1970), ο οποίος μαζί με τον Carl Hempel (1905 – 1997) πρότειναν τη θεωρία της επιβεβαίωσης, μία προσπάθεια κατανόησης του τρόπου εξαγωγής γνώσης μέσα από την

εμπειρία. Επιπρόσθετα, αυτή την περίοδο προτάθηκαν οι βάσεις της προτασιακής λογικής από το George Boole (1815 – 1864) το 1854 και τα θεμέλια του κατηγορηματικού λογισμού μέσω ενός συστήματος αυτοματοποιημένης συλλογιστικής από το Gottlob Frege (1848 – 1925). Όπως υπογραμμίζεται από τους Russell και Norvig (2003), η συγκεκριμένη θεωρία αποτελεί μία υπολογιστική προσέγγιση της νόησης και εστιάζει στο συσχετισμό της γνώσης με τη δράση, κάτι το οποίο αποτελεί θεμελιώδες ερώτημα της TN. Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την πρώιμη φιλοσοφική θεμελίωση των αρχών που διέπουν την TN ο αναγνώστης παραπέμπεται στα συγγράμματα των Russell και Norvig (2003) και Marquis, Papini και Prade (2020).

- **Στάδιο 1:** *Η ωρίμανση της ιδέας της TN (1943 – 1955).* Το 1943 ήταν το έτος που παρουσιάστηκε η πρώτη εργασία που αφορούσε την TN από τους Warren McCulloch και Walter Pitts. Ουσιαστικά, βασιζόμενοι στην υπάρχουσα γνώση περί της λειτουργίας των εγκεφαλικών νευρώνων, στην προτασιακή λογική των Russell και Whitehead, καθώς και στη θεωρία υπολογισμού του Alan Turing, εισήγαγαν ένα μοντέλο τεχνητών νευρώνων δύο καταστάσεων (ενεργός/ανενεργός νευρώνας), μέσω των οποίων ήταν εφικτός ο υπολογισμός υπολογίσιμων συναρτήσεων. Μάλιστα, τόνισαν τη δυνατότητα μάθησης από καλά ορισμένα δίκτυα νευρώνων (McCorduck, 2004). Το 1949 παρουσιάστηκε ένας κανόνας αναφορικά με τη συνδεσιμότητα των νευρώνων από τον Donald Hebb, γνωστός ως μάθηση Hebb (Russell & Norvig, 2003). Ο Turing το 1950 παρουσίασε το τεστ της μίμησης ή τεστ Τιούρινγκ, με σκοπό την αναγνώριση ευφύων μηχανών. Ένα χρόνο αργότερα στο μαθηματικό τμήμα του Princeton κατασκευάστηκε ο πρώτος υπολογιστής νευρωνικού δικτύου, γνωστός ως SNARC (Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator), από δύο μεταπτυχιακούς φοιτητές, τον Marvin Minsky και τον Dean Edmonds. Ο συγκεκριμένος υπολογιστής διέθετε 3000 λυχνίες κενού και ένα μηχανισμό αυτόματου πιλότου από βομβαρδιστικό τύπου B-24, για την προσομοίωση 40 νευρώνων. Την ίδια χρονιά, ο Christopher Strachey έγραψε το πρώτο πρόγραμμα TN για την υλοποίηση του

παιχνιδιού «Ντάμα», εκτελούμενο στον υπολογιστή Ferranti Mark 1 στο Πανεπιστήμιο του Manchester. Ομοίως, ο Dietrich Prinz έγραψε ένα πρόγραμμα για σκάκι, εκτελούμενο στον ίδιο υπολογιστή (Christof, 2004).

➤ **Στάδιο 2:** *Η γέννηση της TN (1956)*. Σύμφωνα με την ηλεκτρονική εγκυκλοπαίδεια της Φιλοσοφίας του Πανεπιστημίου του Stanford (<https://plato.stanford.edu/entries/artificial-intelligence/#HistAI>), το καλοκαίρι του 1956 διοργανώθηκε στο Κολλέγιο Dartmouth μία επιστημονική συνάντηση 10 ατόμων (ο John McCarthy, ο Marvin Minsky, ο Nathaniel Rochester, ο Claude Shannon, ο Trenchard More (Princeton), ο Arthur Samuel (IBM), οι Ray Solomonoff και Oliver Selfridge (MIT), καθώς και οι Allen Newell και Herbert Simon από το CarnegieTech). Σε αυτή την καθοριστική για το πεδίο της TN συνάντηση πραγματοποιήθηκε η ονομασία του πεδίου από τον McCarthy και οι Newell και Simon παρουσίασαν το Logic Theorist (LT), ένα πρόγραμμα ικανό να αποδεικνύει βασικά θεωρήματα προτασιακού λογισμού. Ουσιαστικά, το LT είχε σχεδιαστεί έτσι ώστε να αποδεικνύει θεωρήματα από το Principia Mathematica των Russell και Whitehead. Μάλιστα, σημειώνεται ότι το LT κατάφερε να παραγάγει μία συντομότερη απόδειξη, από εκείνη που παρουσιαζόταν στο Principia Mathematica για ένα συγκεκριμένο θεώρημα (Russell & Norvig, 2003).

➤ **Στάδιο 3:** *Πρώιμος ενθουσιασμός (1952 – 1969)*. Το 1958 ο McCarthy, στο MIT πλέον, παρουσίασε τη γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου LISP (LISProcessor). Η LISP υλοποιήθηκε από το Steve Russell σε έναν υπολογιστή διάτρητων καρτών IBM 704. Το ίδιο έτος ο McCarthy σε μία δημοσίευσή του απέδωσε περιγραφικά ένα υποθετικό πρόγραμμα TN, το AdviceTaker, το οποίο θα μπορούσε βασιζόμενο στη γνώση να διερευνά πιθανές λύσεις. Ένα χρόνο αργότερα, οι Newell και Simon με τη βοήθεια του John CliffordShaw (προγραμματιστής της RAND Corporation) παρουσίασαν το «General Problem Solver», ένα

γενικό λύτη ικανό να παρέχει λύσεις για ένα περιορισμένο πλήθος προβλημάτων, μιμούμενο την ανθρώπινη συλλογιστική. Ο Herbert Gelernter με τον Nathaniel Rochester παρουσίασαν το 1959 το «GeometryTheoremProver», ένα πρόγραμμα που μπορούσε να επιλύει προβλήματα Γεωμετρίας, τα οποία, όπως αναφέρουν οι Russell και Norvig (2003), αρκετοί φοιτητές τα θεωρούσαν ιδιαίτερος δύσκολα. Άλλες σημαντικές στιγμές αυτής της περιόδου αποτελούν το ευρετικό πρόγραμμα SAINT (Symbolic Automatic INTeegrator) του James Slagle το 1963, το πρόγραμμα διεργασίας φυσικής γλώσσας, ELIZA του Joseph Weizenbaum το 1966, το οποίο αποτελεί το πρώτο chatobot, το STUDENT, ένα πρόγραμμα επίλυσης αφηγηματικών αλγεβρικών προβλημάτων, το οποίο αναπτύχθηκε από το Daniel Bobrow το 1967 και το πρόγραμμα ANALOGY του Tom Evans το 1968, ικανό να επιλύει προβλήματα γεωμετρικών αναλογιών. Για περισσότερες πληροφορίες ο αναγνώστης παραπέμπεται στο αποθετήριο του MIT με τίτλο «Early ArtificialIntelligenceProjects».

<https://projects.csail.mit.edu/films/aifilms/AIFilms.html>).

- **Στάδιο 4: Ρεαλισμός και AI winter (1966 – 1980).** Παρά τον ενθουσιασμό και τη διάθεση των ερευνητών, πρακτικές δυσκολίες περιόριζαν σημαντικά τις προσπάθειές τους. Διακρίνονται τρία βασικά είδη προβλημάτων. Αρχικά, η απουσία γνώσης επί του θέματος που αντιμετώπιζε ένα πρόγραμμα. Για παράδειγμα, η μηχανική μετάφραση, έργο που χρηματοδότησε γενναία το Εθνικό Συμβούλιο Έρευνας των ΗΠΑ, και η οποία αρχικά βασίστηκε σε έναν απλό συντακτικό μετασχηματισμό. Προφανώς μία τέτοια προσέγγιση δεν ήταν δυνατό να οδηγήσει σε επιθυμητά αποτελέσματα. Επίσης, η δυσεπίλυτη φύση πολλών προβλημάτων αποτελούσε ένα ακόμη σημαντικό εμπόδιο. Με την ανάπτυξη της θεωρίας υπολογιστικής πολυπλοκότητας έγινε κατανοητό, ότι οι παραγόμενες μέθοδοι δεν περιορίζονταν μόνο από τον υπολογιστικό εξοπλισμό της εποχής, αλλά κυρίως από την ίδια τους τη δομή. Ωστόσο, ίσως η πλέον σημαντική δυσκολία παρατηρείται την περίοδο από το 1974 έως το 1980, όπου και καταγράφεται ο λεγόμενος ως



«Πρώτος χειμώνας της TN». Ουσιαστικά, πρόκειται για μία περίοδο που χαρακτηρίζεται από σημαντικές μειώσεις στη χρηματοδότηση ερευνών στο πεδίο της TN. Κύρια αιτία για τη συγκεκριμένη μείωση στις ΗΠΑ υπήρξε η απογοήτευση των στελεχών της DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency –Υπηρεσία Προηγμένων Αμυντικών Ερευνητικών Προγραμμάτων), οργανισμού του Υπουργείου Άμυνας των ΗΠΑ, λόγω της μη επιτυχημένης έκβασης των ερευνών περί της κατανόησης και μετάφρασης προφορικού λόγου. Ομοίως, η αρνητική έκθεση του James Lighthill το 1973, για λογαριασμό του Βρετανικού Συμβουλίου Επιστήμης και Έρευνας, οδήγησε σε σημαντική μείωση της χρηματοδότησης για την έρευνα στο πεδίο της TN (McCorduck, 2004).

- **Στάδιο 5: Συστήματα βασισμένα στη γνώση (1969 – 1979).** Σύμφωνα με τους Russell και Norvig (2003), οι πρώτες μέθοδοι TN χαρακτηρίζονται ως *ασθενείς*, καθώς είναι γενικές αλλά ιδιαίτερα περιορισμένες στην προσπάθεια επίλυσης είτε μεγάλης διάστασης προβλημάτων ή γενικά δύσκολων προβλημάτων. Με σκοπό την πιο αποτελεσματική διαχείριση απαιτητικών στιγμιότυπων προβλημάτων, η ερευνητική κοινότητα εστίασε στην ανάπτυξη ισχυρότερων, εξειδικευμένων σε ένα πεδίο γνώσης, μεθόδων. Ένα από τα πρώτα έργα προς αυτή την κατεύθυνση ήταν το πρόγραμμα DENDRAL, το οποίο κατασκευάστηκε το 1969 στο Πανεπιστήμιο του Stanford από τους Edward Feigenbaum, Bruce Buchanan, Joshua Lederberg και Carl Djerossi (<https://exhibits.stanford.edu/ai/catalog/ss423xf3743>). Στόχος του συγκεκριμένου προγράμματος ήταν η εύρεση μίας μοριακής δομής βάσει των πληροφοριών που προέκυπταν από ένα φασματογράφο μάζας (Lindsay et al., 1993; Bobrow, 1994). Η αρχική έκδοση του προγράμματος πραγματοποιούσε μία χαλαρή αναζήτηση λύσεων, καθώς απέδιδε όλες τις πιθανές, και συνεπείς ως προς το χημικό τύπο, δομές και στη συνέχεια πραγματοποιούσε προβλέψεις σχετικά με το πιθανό φάσμα μάζας κάθε μίας δομής και το συνέκρινε με το πραγματικό. Προφανώς, αυτή η προσέγγιση δε θα μπορούσε να είναι, όχι απλώς αποδοτική, αλλά ούτε αποτελεσματική σε πιο απαιτητικές περιπτώσεις (Russell & Norvig,

2003). Για να γίνει το DENDRAL αρχικώς αποτελεσματικό αλλά και σταδιακά αποδοτικότερο κατά την επίλυση απαιτητικών στιγμιότυπων προβλημάτων, χρησιμοποιήθηκε γνώση από εξειδικευμένους ερευνητές στο πεδίο της αναλυτικής Χημείας, ώστε το πρόγραμμα να εκτελεί εστιασμένη αναζήτηση, μειώνοντας σημαντικά τις υποψήφιες λύσεις (Bobrow, 1994). Η ανάπτυξη του DENDRAL είναι θεμελιώδους σημασίας, καθώς πρόκειται για το πρώτο σύστημα με έμφαση στη γνώση (knowledge-based system). Με έναυσμα το DENDRAL τέθηκε σε εφαρμογή το «Έργο Ευρετικού Προγραμματισμού (Heuristic Programming Project)», με σκοπό τη διερεύνηση των τρόπων εφαρμογής των νέων έμπειρων συστημάτων (expert systems) σε περισσότερα πεδία. Άλλα σημαντικά έμπειρα συστήματα που παρουσιάστηκαν αυτή την περίοδο ήταν το MYCIN, ένα σύστημα γραμμένο σε LISP για τη διάγνωση μολύνσεων στο αίμα, το SHRDLU, σύστημα για την κατανόηση φυσικής γλώσσας και το NONLIN του Austin Tate για τον ιεραρχικό σχεδιασμό ενεργειών (Russell & Norvig, 2003).

- **Στάδιο 6:** *Νευρωνικά δίκτυα (1986 – σήμερα)*. Παρά την εμφάνιση των νευρωνικών δικτύων ιδιαίτερα νωρίς στη ιστορία της ΤΝ, η σχετική έρευνα εντατικοποιήθηκε μετά το 1980. Το 1982, ο φυσικός John Hopfield διαχειριζόμενος τις συλλογές κόμβων ως συλλογές ατόμων, μέσω τεχνικών στατιστικής μηχανικής, επιχείρησε να βελτιστοποιήσει τα δίκτυα. Ουσιαστικά, παρουσίασε μία μαθηματική απόδειξη σχετικά με τη δυνατότητα ενός νευρωνικού δικτύου να αποθηκεύει πληροφορία και να την ανακτά πλήρως δίνοντάς του μέρος αυτής (Hopfield, 1982). Το 1986, ο David Rumelhart, σε συνεργασία με τους Geoffrey Hinton και Ronald Williams, παρουσίασε έναν αλγόριθμο για τη διαδικασία μάθησης ενός νευρωνικού δικτύου, γνωστό ως αλγόριθμο της οπισθοδρόμησης (Rumelhart, 1986), ο οποίος είχε αρχικώς επινοηθεί από τους Arthur Earl Bryson και Yu-ChiHo το 1969 (Russell & Norvig, 2003). Την ίδια χρονιά, ο Rumelhart μαζί με τον James McClelland παρουσίασαν μία επιπλέον χρήση των νευρωνικών δικτύων ως ένα παράλληλο επεξεργαστή (McClelland & Rumelhart, 1986).

➤ **Στάδιο 7:** *Οι ευφυείς πράκτορες (1993 – σήμερα).* Κατά τους Russell & Norvig (2003) ορθολογικός πράκτορας (rational agent) καλείται το υπολογιστικό σύστημα που δύναται είτε να επιτυγχάνει το βέλτιστο αποτέλεσμα είτε να εντοπίζει το καλύτερο αναμενόμενο σε περιπτώσεις αβεβαιότητας. Οι ίδιοι σημειώνουν μάλιστα, ότι ευφυής χαρακτηρίζεται ο ορθολογικός πράκτορας, ο οποίος χρησιμοποιώντας κάποιους αισθητήρες (sensors) μπορεί να αντιληφθεί το περιβάλλον του και κατά επέκταση να ενεργεί αποδοτικά, βάσει συγκεκριμένων μέτρων απόδοσης, χρησιμοποιώντας κάποιους μηχανισμούς δράσης (actuators). Η ιδέα των πρακτόρων άνθισε τη δεκαετία του 1990, με τον Yoan Shoham το 1993 να παρουσιάζει ένα νέο υπολογιστικό πλαίσιο, το λεγόμενο «Προγραμματισμός Προσανατολισμένος στους Πράκτορες (Agent-oriented programming)». Ουσιαστικά, πρόκειται για μία ειδική περίπτωση του αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού, ώστε να καθίσταται εφικτός ο προγραμματισμός πρακτόρων βάσει των πεποιθήσεων, των επιθυμιών και των στόχων τους (Shoham, 1993). Το 1995 ο Yves Demazeau παρουσίασε μία προσέγγιση πολυπρακτορικού συστήματος, προτείνοντας ένα ενοποιημένο περιβάλλον αποτελούμενο από πλήθος πρακτόρων, ένα περιβάλλον, ένα σύνολο αλληλεπιδράσεων και τουλάχιστον ένα οργανισμό (Demazeau, 1995). Την ίδια χρονιά, οι Wooldridge και Jennings σημείωσαν τα κύρια χαρακτηριστικά που πρέπει να διαθέτει κάθε ευφυής πράκτορας. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι η **αυτονομία**, δηλαδή η ικανότητά του να λειτουργεί δίχως να επεμβαίνουν άλλοι, η **προνοητικότητα**, η οποία συνοψίζεται ως η ικανότητα ενός πράκτορα να λαμβάνει πρωτοβουλίες, η **αντιδραστικότητα**, δηλαδή να αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του και να ενεργεί ανάλογα και φυσικά η **κοινωνικότητα**, δηλαδή να συνεργάζεται με άλλους πράκτορες ώστε να πετυχαίνει τους στόχους του. Βέβαια, ορισμένοι πράκτορες μπορούν να διαθέτουν και επιπλέον χαρακτηριστικά, όπως για παράδειγμα η **εγκυρότητα**, βάσει της οποίας ένας πράκτορας δε θα μοιράζεται εν γνώση του παραποιημένες ή ψευδείς πληροφορίες. Μία ακόμα σημαντική στιγμή στην πορεία των ευφύων πρακτόρων αποτέλεσε και η ανάπτυξη του DeepBlue από την IBM, ενός υπολογιστικού συστήματος ικανού να

παίζει σκάκι. Ο DeepBlue αναμετρήθηκε με τον κορυφαίο Garry Kasparov το 1997 (Newborn, 2000).

- **Στάδιο 8: Σύγχρονη TN (2000 – σήμερα).** Τα τελευταία 20 χρόνια η TN έχει να επιδείξει σημαντικά επιτεύγματα. Ως προς το υπολογιστικό μέρος, προσεγγίσεις που παρουσιάστηκαν τη δεκαετία του 1990, όπως ο Γενετικός Προγραμματισμός και οι Εξελικτικοί αλγόριθμοι, έχουν σημειώσει σημαντική πρόοδο, με αποτέλεσμα να εφαρμόζονται επιτυχώς για την επίλυση πολλών διαφορετικού τύπου σύνθετων προβλημάτων (Vikhar, 2016; Jin et al., 2019; Cheng et al., 2019). Ομοίως, εστιάζοντας και στο βιομηχανικό μέρος, η τελευταία εικοσαετία υπήρξε ιδιαίτερα παραγωγική, τόσο από άποψη υλικού όσο και λογισμικού. Χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι το Advanced Step in Innovative Mobility (ASIMO), ένα ανθρωποειδές ρομπότ που παρουσιάστηκε το 2000 από τη Honda, το WATSON της IBM, ένα υπολογιστικό σύστημα ικανό να απαντά σε ερωτήσεις διατυπωμένες σε φυσική γλώσσα, τους εικονικούς προσωπικούς βοηθούς (virtual personal assistants) από τις Apple (Siri), Google (GoogleNow) και Microsoft (Cortana) ή ακόμη, το AlphaGo από τη DeepMind της Google (Tulshan & Dhage, 2019). Το 2002 παρουσιάστηκε η πρώτη επιτυχημένη εμπορική ρομποτική συσκευή για οικιακή χρήση, μία αυτόνομη ρομποτική σκούπα, η Roomba της iRobot του Rodney Brook. Στην ίδια κατεύθυνση, η iRobot παρήγαγε και άλλα ρομποτικά συστήματα οικιακής χρήσης, όπως το Braava (ρομποτική συσκευή για το σφουγγάρισμα πατωμάτων) και το Mirra (ρομποτική συσκευή για το καθαρισμό πισίνων). Αναμφίβολα, τα ρομποτικά συστήματα για στρατιωτική χρήση αποτελούν μία από τις πλέον σημαντικές κατηγορίες στη σύγχρονη ιστορία της TN. Από το iRobotPackBot το 2001, ένα κινητό ρομποτικό σύστημα επιχειρησιακού χαρακτήρα και πολλαπλών σκοπών και το BigDog της Boston Dynamics, το οποίο παρουσιάστηκε το 2005 και αποτέλεσε το πρώτο αρθρωτό ρομπότ ικανό να μεταφέρει φορτία σε δυσπρόσιτα σημεία, στα σύγχρονα μη επανδρωμένα, εναέρια ή μη, οχήματα όπως το Modular Advanced Armed Robotic System

(MAARS) της QinetiQNorthAmerica, κατάλληλο για αποστολές αναγνώρισης, επιτήρησης και κατάδειξης στόχων (<https://qinetiq-na.com/products/unmanned-systems/maars/>) ή ανθρωποειδή ρομποτικά συστήματα, όπως το ATLAS της Boston Dynamics (<https://www.bostondynamics.com/atlas>) και το Shipboard Autonomous Fire fighting Robot (SAFFiR) κατασκευασμένο από το Πολυτεχνικό Ινστιτούτο της Βιρτζίνια (<https://www.vtmag.vt.edu/spring15/firefighter-humanoid-robot.html>). Τέλος, ιδιαίτερη άνθιση γνώρισαν τα ιατρικά προϊόντα TN, όπως τα χειρουργικά ρομποτικά συστήματα ακριβείας, με χαρακτηριστικό παράδειγμα το DaVinci της IntuitiveSurgical (<https://www.intuitive.com/en-us/products-and-services/da-vinci>), τους ρομποτικούς εξωσκελετούς (π.χ. ReWalk ή PhoenixMedicalExoskeleton), καθώς και εξειδικευμένα ιατρικά λογισμικά, δηλαδή έμπειρα συστήματα, όπως το Brainance της ελληνικής εταιρίας Advantis Medical Imaging, ένα σύστημα επεξεργασίας εξετάσεων μαγνητικής τομογραφίας (<https://advantis.io/md>).

### 1.3 Κατηγορίες Τεχνητής Νοημοσύνης

Σύμφωνα με τους Βλαχάβα κ.α. (2011) διακρίνονται δύο κύριες προσεγγίσεις αναφορικά με την TN. Η **κλασσική ή συμβολική TN**, η οποία αποσκοπεί στην προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης με κύρια θεμέλια τα σύμβολα και τους λογικούς κανόνες, αποτελεί την πρώτη προσέγγιση. Ωστόσο, υπάρχει και μία μη-συμβολική εκδοχή της TN, η **Υπολογιστική Νοημοσύνη – YN** (Computational Intelligence), που αφορά τη μίμηση της βιολογικής λειτουργίας των φυσικών συστημάτων, όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος.

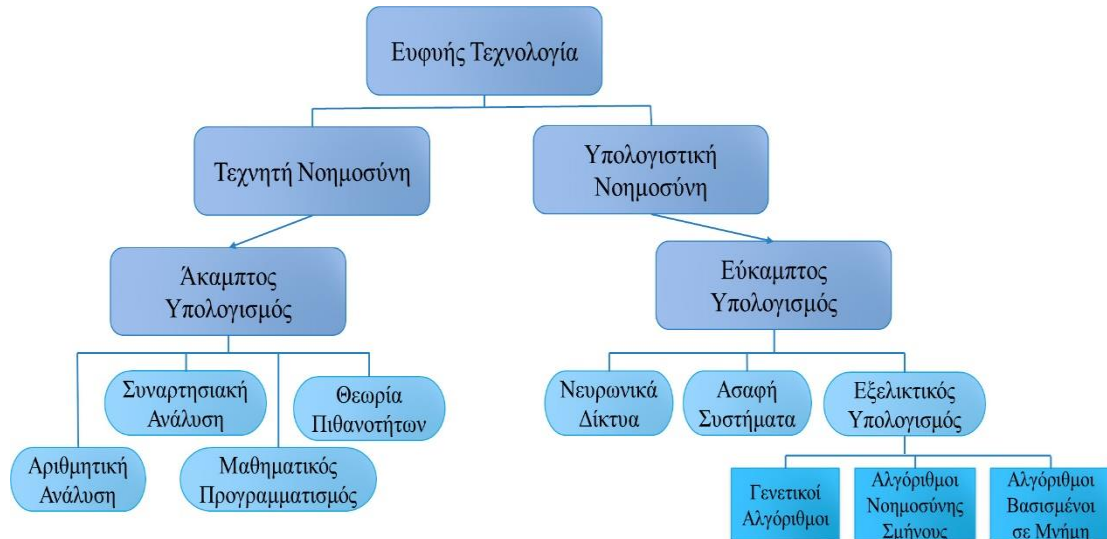
Μια μεθοδολογία Υπολογιστικής Νοημοσύνης μπορεί να λαμβάνει αριθμητικά δεδομένα από ένα ή περισσότερα ηλεκτρονικά όργανα μέτρησης, ενώ όταν θεωρούνται μη-αριθμητικά δεδομένα, η επεξεργασία τους τελικά ανάγεται στην επεξεργασία αριθμών. Αντιθέτως, η συμβολική Τεχνητή Νοημοσύνη βασίζεται στην επεξεργασία συμβόλων.

Σύμφωνα με την Κοινότητα της IEEE για την Υπολογιστική Νοημοσύνη, τρεις είναι παραδοσιακά οι κύριοι πυλώνες της, τα Νευρωνικά Δίκτυα, τα Ασαφή Συστήματα και ο Εξελικτικός Υπολογισμός. Ωστόσο, στα πλαίσια της Υπολογιστικής Νοημοσύνης, συγκαταλέγεται κάθε υπολογιστική μέθοδος εμπνεόμενη από τη φύση.

Τα **Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (TNA)** (Artificial Neural Network (ANN)), προσομοιώνουν τη λειτουργία του εγκεφάλου, τα **Ασαφή συστήματα (ΑΣ)** (Fuzzy Systems (FSs)), προσομοιώνουν τη λειτουργία της ομιλούμενης γλώσσας και ο **Εξελικτικός υπολογισμός (ΕΥ)** (Evolutionary Computation (EC)), προσομοιώνει τη διαδικασία της φυσικής (δαρβινικής) επιλογής.

Οι τρεις παραπάνω μεθοδολογίες αποτελούν το περιεχόμενο της **κλασσικής Υπολογιστικής Νοημοσύνης (Classic CI)**. Από το συνδυασμό μεθοδολογιών της κλασσικής YN, ή/και την επιλεκτική αντικατάστασή τους, προέκυψαν εναλλακτικές μεθοδολογίες YN, οι οποίες αποτελούν το περιεχόμενο της **διευρυμένης YN (Enhanced CI)**. Παραδείγματα τέτοιων μεθοδολογιών αποτελούν τα νευρο-ασαφή συστήματα, τα δίκτυα ακτινωτής βάσης, οι μηχανές διανυσμάτων στήριξης, οι γνωσιακοί χάρτες κ.λπ. Κάποιες φορές, η (διευρυμένη) YN παρουσιάζεται ως συλλογή υπολογιστικών αλγόριθμων, χωρίς να είναι προφανής κάποια ουσιαστική σχέση μεταξύ αυτών των αλγόριθμων (Καμπουρλάζος - Παπακώστας, 2015).

Στην Εικόνα 1.1 αποδίδεται γραφικά η διάκριση των δύο αναφερόμενων βασικών προσεγγίσεων της ΤΝ ή γενικότερα της ευφυούς τεχνολογίας, καθώς και των επιμέρους στοιχείων τους.



Εικόνα1.1 Προσεγγίσεις Τεχνητής Νοημοσύνης

Επίσης, δύο άλλες σημαντικές διακρίσεις της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι η Αδύναμη ή Στενή ΤΝ (weak/narrow AI) και η Ισχυρή ΤΝ (strong AI). Η Στενή ΤΝ ουσιαστικά αναφέρεται στην υπάρχουσα ΤΝ, η οποία εστιάζει στην ικανότητα ενός μηχανικού συστήματος να εκτελεί καλά μία πολύ συγκεκριμένη λειτουργία. Η Ισχυρή ΤΝ διακρίνεται με τη σειρά της σε δύο υπό-κατηγορίες, τη Γενική ΤΝ (general AI) και την Υπέρ-Ευφυή ΤΝ (Super Intelligent AI). Η Γενική ΤΝ αναφέρεται σε μία μελλοντική, ή ορθότερα, επιθυμητή κατάσταση, όπου οι μηχανές παρουσιάζουν ανθρώπινη ευφυΐα και δρουν βάσει συναισθήματος και αντίληψης. Αντίστοιχα, η Υπέρ-Ευφυής ΤΝ αφορά μία ακόμα πιο υποθετική κατάσταση κατά την οποία η νοημοσύνη ενός μηχανικού συστήματος θα ξεπερνά την ανθρώπινη, αποδίδοντας μάλιστα καλύτερα από τους πλέον ευφυείς ανθρώπους.

## 2. Μηχανική Μάθηση

Σύμφωνα με τους deMello και Ponti (2018) η περιοχή της Μηχανικής Μάθησης (MM) διερευνά τους τρόπους μέσω των οποίων ένα υπολογιστικό σύστημα δύναται να μάθει να πραγματοποιεί κάποιες συγκεκριμένες εργασίες, όπως για παράδειγμα η αναγνώριση προσώπου ή η υποστήριξη της διαδικασίας ιατρικών διαγνώσεων, χωρίς να απαιτείται ακριβής προγραμματισμός για την εν λόγω εργασία. Φυσικά, χρησιμοποιώντας τον όρο «μάθηση» γίνεται άμεσα κατανοητό ότι σκοπός δεν είναι απλώς το υπολογιστικό σύστημα να μπορεί να εκτελεί τη ζητούμενη εργασία, αλλά να βελτιώνεται ο τρόπος εκτέλεσής της, δίχως επιπλέον προγραμματιστική παρέμβαση. Αυτή η ιδιότητα αποτελεί βασική διαφορά της Μηχανικής Μάθησης, η οποία εμπίπτει στην Υπολογιστική Νοημοσύνη και της μάθησης που αναφέρεται στα συστήματα της Συμβολικής Τεχνητής Νοημοσύνης. Στην περίπτωση της τελευταίας, η μάθηση επιτυγχάνεται μέσω της προσθήκης επιπλέον γνώσης στο σύστημα (Βλαχάβας κ.α., 2011).

Για την καλύτερη κατανόηση της Μηχανικής Μάθησης, είναι απαραίτητο να δοθεί εστίαση στον τρόπο με τον οποίο ένας ανθρώπινος οργανισμός μαθαίνει. Ο άνθρωπος δημιουργεί νοητικά μοντέλα μέσω επαγωγικής μάθησης. Δηλαδή, εφόσον παρατηρήσει το περιβάλλον του, προβαίνει στη δημιουργία μίας απλοποιημένης εκδοχής του, δηλαδή στη δημιουργία ενός μοντέλου. Επιπρόσθετα, ο άνθρωπος νους έχει την ικανότητα να οργανώνει και να συνδέει υπάρχουσες εμπειρίες και παρατηρήσεις ώστε να δημιουργεί νέες δομές, τα λεγόμενα νοητικά πρότυπα (Βλαχάβας κ.α., 2011). Άρα, δύναται να ειπωθεί ότι η Μηχανική Μάθηση είναι η ικανότητα ενός υπολογιστικού συστήματος να αναπτύσσει μοντέλα ή πρότυπα βασιζόμενο σε ένα δοθέν σύνολο δεδομένων. Εστιάζοντας μάλιστα στο ζητούμενο των προβλημάτων, τα οποία καλείται να διαχειριστεί η Μηχανική Μάθηση διακρίνονται δύο βασικές λειτουργίες της Μηχανικής Μάθησης, η πρόβλεψη και η εξόρυξη γνώσης. Η πρόβλεψη αφορά τη διενέργεια κατάλληλων υπολογισμών ώστε χρησιμοποιώντας κάποια παρεχόμενα δεδομένα να προβλεφθούν κάποιες ζητούμενες μεταβλητές. Η εξόρυξη γνώσης αναφέρεται σε μία σύνθετη διαδικασία, η οποία απαιτεί την εφαρμογή αλγορίθμων και υπολογιστικών τεχνικών, ώστε να εξαχθούν νέα πρότυπα, τα οποία μεταφράζονται σε έγκυρη και χρήσιμη γνώση. Επομένως,



είναι σαφές ότι η Μηχανική Μάθηση ασχολείται με την ορθή διαχείριση κάποιων δεδομένων. Η εν λόγω ορθή διαχείριση επιτυγχάνεται μέσω συγκεκριμένων σταδίων. Αρχικά, γίνεται κατάλληλη επιλογή των δεδομένων και μία τυπική προεπεξεργασία τους. Στη συνέχεια, τα δεδομένα μετασχηματίζονται ώστε να υπάρχει μία ομοιόμορφη κωδικοποίηση και να διευκολυνθεί η εξόρυξη της ζητούμενης γνώσης. Με τον καθορισμό της ζητούμενης γνώσης, γίνεται και η επιλογή της καταλληλότερης υπολογιστικής τεχνικής για την εφαρμογή της σχετικής αναζήτησης. Φυσικά, στο τελευταίο στάδιο, συναντώνται τα βήματα της ερμηνείας της ευρεθείσας γνώσης καθώς και η αξιολόγησή της.

Ανάλογα με τη φύση του προβλήματος που αντιμετωπίζεται, διακρίνονται δύο βασικά είδη Μηχανικής Μάθησης, η **μάθηση με επίβλεψη (Supervised learning)** και η **μάθηση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning)**. Το πρώτο είδος αφορά ουσιαστικά μία καθοδηγούμενη διαδικασία μάθησης, μέσω της εισόδου παραδειγμάτων δηλαδή κατάλληλα διαμορφωμένων δεδομένων, με σκοπό την ακριβή πρόβλεψη σε άγνωστες περιπτώσεις δεδομένων. Δηλαδή, το υπολογιστικό σύστημα μαθαίνει να αντιστοιχίζει τα δεδομένα εισόδου σε επιθυμητά δεδομένα εξόδου μέσω μίας συνάρτησης που κατασκευάζεται. Αυτή η προσέγγιση συνήθως χρησιμοποιείται σε προβλήματα που αφορούν ταξινόμηση ή πρόγνωση. Αντίθετα, στην περίπτωση της μάθησης χωρίς επίβλεψη ο χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος καλείται να δημιουργήσει πρότυπα μέσω της αναζήτησης σε ένα σύνολο δεδομένων, δίχως να είναι γνωστές οι επιθυμητές έξοδοι.

Σχετικά με τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι και για τις δύο προσεγγίσεις Μηχανικής Μάθησης. Εστιάζοντας αρχικά στην Επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση, δύναται να ειπωθεί ότι συναντώνται δύο κλάσεις αλγορίθμων, εκείνων που λειτουργούν με παλινδρόμηση και εκείνων που λειτουργούν με ταξινόμηση (Talabis et al., 2015). Μία κλασική περίπτωση τεχνικής παλινδρόμησης είναι αυτή των *Μηχανών Παλινδρόμησης Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines Regression)*. Στην παλινδρόμηση στόχος είναι η εκτίμηση μίας πραγματικής τιμής εξόδου. Ουσιαστικά, στόχος αυτής της τεχνικής είναι η παραγωγή μίας συνάρτησης προσέγγισης, οι τιμές της οποίας θα απέχουν το πολύ κάποιες μονάδες από τους πραγματικούς στόχους. Πρόκειται για μία τεχνική, η οποία βασίζεται στην αρχή της ελαχιστοποίησης του κινδύνου (Choudhary & Gianey, 2017). Ομοίως μία εκ των κλασικότερων τεχνικών ταξινόμησης είναι τα Δέντρα

Αποφάσεων (Decision Trees). Ένας αλγόριθμος Δέντρου Απόφασης κατασκευάζει μία δενδροειδή δομή τα φύλλα της οποίας αποτελούν τις επιμέρους κλάσεις/κατηγορίες ταξινόμησης. Στόχος των συγκεκριμένων αλγορίθμων είναι ο εντοπισμός μίας βέλτιστης απόφασης, δηλαδή μίας απόφασης που ελαχιστοποιεί το σφάλμα κατηγοριοποίησης κάποιου δεδομένου εισόδου. Ωστόσο, δύναται να υπάρξουν διαφορετικές αλγοριθμικές προσεγγίσεις μέσω της χρήσης άλλων στόχων, όπως για παράδειγμα η ελαχιστοποίηση του μέσου βάθους του δέντρου. Επομένως, γίνεται κατανοητό ότι ένα δέντρο απόφασης αυξάνει έως ότου ενεργοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν καταγραφεί πολλά κριτήρια τερματισμού (π.χ. μέγιστο βάθος δέντρου, χρήση ορίου διαχωρισμού) (Rokach & Maimon, 2005). Αναφορικά με την Μη Επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση, όπως έχει σημειωθεί σκοπός είναι η ομαδοποίηση των δεδομένων εισόδου με βάση κάποια κοινά χαρακτηριστικά (Celebi & Aydin, 2016; Malhotra & Schizas, 2020). Υπάρχουν δύο προσεγγίσεις ομαδοποίησης, η Ιεραρχική (hierarchical) και η Διαμεριστική/Διαχωριστική (Partitional) (Yang et al., 2016). Παράδειγμα ιεραρχικής ομαδοποίησης είναι η συσσωρευτική ιεραρχική ομαδοποίηση κατά την οποία τα στιγμιότυπα ομαδοποίησης αποδίδονται σε μία δενδροειδή δομή και ορίζεται ένα σημείο όπου το δένδρο πρέπει να κλαδευτεί και έτσι καθορίζονται ο αριθμός των ομάδων αλλά και τα σημεία αυτών. Κάθε τέτοιο σημείο θεωρείται ως μία επιμέρους ομάδα και πραγματοποιούνται συγχωνεύσεις αυτών έως ότου όλα τα σημεία τοποθετηθούν σε μία κοινή ομάδα. Κατά τη Διαμεριστική/Διαχωριστική προσέγγιση, πραγματοποιείται αρχικά ο ορισμός των ομάδων (πλήθος και τοποθέτηση σημείων σε αυτές) και επαναληπτικά γίνεται επαναπροσδιορισμός τους μέχρι να εφαρμοσθεί ή να ενεργοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού. Μία κλασσική τεχνική αυτής της προσέγγισης είναι ο αλγόριθμος ομαδοποίησης k-μέσων, ένας αλγόριθμος ομαδοποίησης τετραγωνικού λάθους ιδιαίτερα απλός και με γραμμική πολυπλοκότητα (Likas et al., 2003). Τυπικά ο αλγόριθμος ξεκινάει με τον καθορισμό του πλήθους των ομάδων και στη συνέχεια παράγονται τυχαία k-ομάδες. Για αυτές τις k-ομάδες εντοπίζονται τα μεσαία σημεία ή κεντροειδή. Έπειτα κάθε σημείο μεταφέρεται στην ομάδα με το πλησιέστερο προς αυτός κεντροειδές. Αφού ολοκληρωθεί αυτή η διαδικασία, πραγματοποιείται εκ νέου υπολογισμός των κεντροειδών και επαναλαμβάνονται τα βήματα έως ότου ενεργοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού.

**Η Ενισχυτική Μάθηση (EM, Reinforcement Learning)** αποτελεί επίσης μία προσέγγιση Μηχανικής Μάθησης κατά την οποία ένα ευφρές πρόγραμμα, δύναται να ενεργεί είτε σε ένα γνώριμο είτε σε ένα άγνωστο για εκείνο περιβάλλον και διαρκώς να προσαρμόζεται και να μαθαίνει μέσω ενός συστήματος εφαρμογής επιβραβεύσεων (rewards) και ποινών (punishments) (Nandy & Biswas, 2018). Επομένως, δύναται να ειπωθεί ότι στόχος της Ενισχυτικής Μάθησης είναι ο εντοπισμός μίας πολιτικής, η οποία θα επιφέρει μεγιστοποίηση των αναμενόμενων ανταμοιβών (Russel & Norvig, 2003). Ο τρόπος μάθησης κατά την Ενισχυτική Μάθηση χαρακτηρίζεται από δύο προσεγγίσεις, τη μάθηση μέσω της αναζήτησης τύπου δοκιμής-και-σφάλματος (trial-and-error) και τη μάθηση μέσω καθυστερημένης ενίσχυσης (delayed reward).

Αξίζει να σημειωθεί ότι η Ενισχυτική Μάθηση διαφοροποιείται από τη Μηχανική Μάθηση καθώς η μάθηση δεν πραγματοποιείται βάσει δεδομένων εκπαίδευσης, αλλά βασίζεται στην αλληλεπίδραση με τα περιβάλλοντα.

**Η Εξελικτική Μάθηση (EM, Evolutionary Learning)** είναι επίσης ένας τομέας της Μηχανικής Μάθησης κατά τον οποίο γίνεται μίμηση των φυσικών αναπαραγωγικών διαδικασιών. Στην Εξελικτική Μάθηση κυριαρχούν οι γενετικοί αλγόριθμοι.

### 3. Συστήματα Κλασικής Υπολογιστικής Τεχνητής Νοημοσύνης

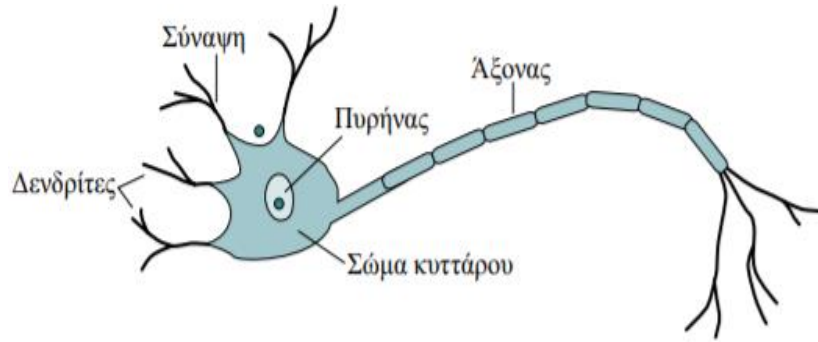
Το κύριο χαρακτηριστικό της Υπολογιστικής Νοημοσύνης είναι το μοντέλο του ανθρώπινου μυαλού. Η Υπολογιστική Νοημοσύνη προσπαθεί να μιμηθεί την ανθρώπινη ικανότητα λογικής λειτουργίας ακόμα και σε περιβάλλοντα αβεβαιότητας και ανακρίβειας (Μπέκας Κ., 1997).

Οι μεθοδολογίες στην Υπολογιστικής Νοημοσύνης χαρακτηρίζονται από ουσιαστικά διαφορετικές μαθηματικές περιγραφές. Οι μεθοδολογίες, οι οποίες αποτελούν τον πυρήνα της κλασικής Υπολογιστικής Νοημοσύνης είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, τα Ασαφή Συστήματα και ο Εξελικτικός Υπολογισμός. Καθένα από τα τρία αυτά πεδία παρουσιάζει σημαντικές ιδιότητες και προσφέρει διάφορα πλεονεκτήματα. Επιγραμματικά, μπορούμε να αναφέρουμε:

- Τα Νευρωνικά Δίκτυα επιτρέπουν την εκπαίδευση ενός συστήματος
- Η Ασαφής Λογική επιτρέπει την ενσωμάτωση έμπειρης γνώσης σε ένα σύστημα με εύκολο και όχι ακριβή τρόπο
- Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι εξαναγκάζουν ένα σύστημα να αυτοβελτιστοποιηθεί.

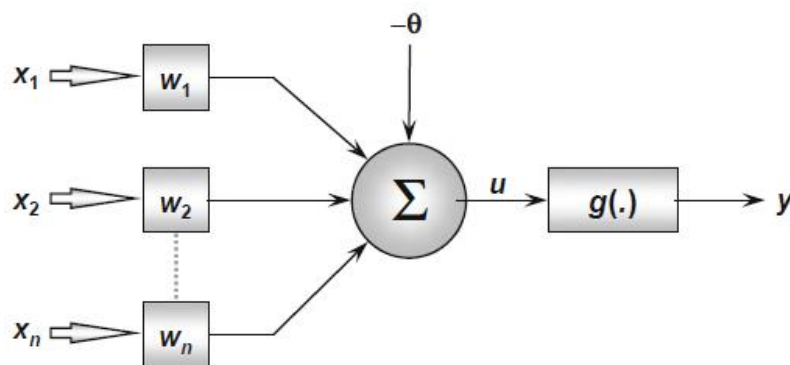
#### 3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Το νευρικό σύστημα αποτελεί ένα από τα πλέον βασικά συστήματα ενός έμβιου οργανισμού, δεδομένης της κρισιμότητας των επιτελούμενων από αυτό διεργασιών. Ο εγκέφαλος είναι ο πυρήνας του νευρικού συστήματος και αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή συνθέσεις κυττάρων που καλούνται νευρώνες και αποτελούν μονάδες δόμησης του εγκεφάλου. Κάθε βιολογικός νευρώνας δέχεται εισερχόμενα ηλεκτρικά σήματα μέσω μίας διακλαδισμένης δομής εισόδου, τους δενδρίτες και τα διοχετεύει μέσω του νευροάξονα / άξονα και των συνάψεων του με δενδρίτες γειτονικών νευρώνων (Αργυράκης, 2001).



Εικόνα 2.1 Σχηματική απεικόνιση ενός βιολογικού νευρώνα (Αργυράκης, 2001)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ), ή απλώς νευρωνικά δίκτυα όταν αναφερόμαστε σε θέματα Τεχνητής Νοημοσύνης, αποτελούν έναν εκ των κεντρικών πυλώνων της Υπολογιστικής Νοημοσύνης. Είναι προφανής η έμπνευση τους από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα και η προσπάθεια προσομοίωσης της ανθρώπινης σκέψης για τη διαχείριση και την επίλυση σύνθετων προβλημάτων. Πιο συγκεκριμένα, πρόκειται για υπολογιστικά μοντέλα, τα οποία σαφώς εμπνεόμενα από το νευρικό σύστημα έμβιων οργανισμών, επιχειρούν την απόκτηση και διατήρηση γνώσης μέσω της διασύνδεσης πολλών απλών μονάδων επεξεργασίας, δηλαδή των τεχνητών νευρώνων. Κάθε τεχνητός νευρώνας, όπως ο αντίστοιχος βιολογικός, διαθέτει εισόδους και εξόδους. Οι εισόδοι αντιστοιχούν στους βιολογικούς δενδρίτες και μεταφέρουν κάποιο υπολογιστικό αποτέλεσμα εντός της μονάδας επεξεργασίας. Εκεί πραγματοποιείται κάποιος νέος υπολογισμός και το αποτέλεσμα του μεταφέρεται σε γειτονικές μονάδες επεξεργασίας συνδεδεμένες με την τρέχουσα, οι οποίες αποτελούν τις αντίστοιχες συνάψεις της τελευταίας. Η Εικόνα 2.2 παρουσιάζει γραφικά τη δομή ενός τεχνητού νευρώνα.



Εικόνα 2.2 Δομή τεχνητού νευρώνα (da Silva et al, 2017)

Το σύνολο  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  περιέχει τα σήματα εισόδου που μεταφέρονται στον τεχνητό νευρώνα. Η φύση τους καθορίζεται από το προς επίλυση πρόβλημα, ενώ ενδέχεται να προέρχονται είτε άμεσα από το εξωτερικό περιβάλλον είτε από κάποιο γειτονικό νευρώνα. Για κάθε σήμα εισόδου  $x_i$  υπάρχει ένα βάρος  $w_i$ , το οποίο υποδεικνύει τη συνεισφορά του συγκεκριμένου σήματος στη λειτουργικότητα του νευρώνα. Τα βάρη αυτά συχνά χαρακτηρίζονται και ως βαθμός αλληλεπίδρασης δύο συνδεδεμένων νευρώνων. Για την παραγωγή σήματος τάσης ενεργοποίησης του νευρώνα χρησιμοποιείται ένας γραμμικός συγκεντρωτής ( $\Sigma$ ). Για τη λειτουργία του συγκεντρωτή, είναι απαραίτητη μία ακόμη πηγή εισόδου, η οποία αποτελεί μία σύνδεση σταθερής διέγερσης ( $\theta$ ), με τιμή μονίμως ίση με τη μονάδα. Η εν λόγω σύνδεση καλείται πόλωση ή κατώφλι. Ουσιαστικά, στο συγκεντρωτή αθροίζονται οι σταθμισμένες εισοδοί  $(x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n)$  λαμβάνοντας υπόψη και το κατώφλι, ώστε να παραχθεί το τοπικό πεδίο  $u = (\sum_{i=1}^n x_iw_i) - \theta$ . Στη συνέχεια, γίνεται χρήση της συνάρτησης ενεργοποίησης  $g()$  στο τοπικό πεδίο, έτσι ώστε το τελικό σήμα να προκύπτει ως  $y = g(u)$ . Το συγκεκριμένο μαθηματικό μοντέλο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων προτάθηκε από τους McCulloch και Pitts το 1943. Σχετικά με τις συναρτήσεις ενεργοποίησης διακρίνονται δύο θεμελιώδεις ομάδες, εκείνη των μερικώς διαφορίσιμων συναρτήσεων και εκείνη των πλήρως διαφορίσιμων (da Silva et al., 2017).

Στην κατηγορία των μερικώς διαφορίσιμων συναρτήσεων συναντώνται οι ακόλουθες συναρτήσεις:

- *Βηματική συνάρτηση (Step function)*. Αυτή η συνάρτηση παράγει μοναδιαίο τελικό σήμα, αν το παραγόμενο τοπικό πεδίο είναι μεγαλύτερο ή ίσο του μηδενός, διαφορετικά επιστρέφει μηδενικό σήμα. Ουσιαστικά, το τοπικό πεδίο αποτελεί ένα είδος κατωφλίου για τη συνάρτηση. Μαθηματικά η συγκεκριμένη συνάρτηση εκφράζεται ως  $g(u) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & u < 0 \end{cases}$ .
- *Διπολική βηματική συνάρτηση (Bipolar step function)*. Με τη χρήση αυτής της συνάρτησης και με βάση την τιμή του τοπικού πεδίου, το οποίο και εδώ λειτουργεί ως κατώφλι, το παραγόμενο σήμα θα είναι ίσο με ένα αν το τοπικό πεδίο είναι μεγαλύτερο του μηδενός, μηδενικό αν και το τοπικό πεδίο είναι

μηδέν και τέλος, θα επιστρέφεται η τιμή -1 σε περιπτώσεις που το τοπικό πεδίο είναι μικρότερο του μηδενός. Η μαθηματική έκφραση της διπολικής

$$\text{βηματικής συνάρτησης είναι: } g(u) = \begin{cases} 1, & u > 0 \\ 0, & u = 0. \\ -1, & u < 0 \end{cases}$$

Σε κάποιες περιπτώσεις, όταν το τοπικό πεδίο είναι μηδενικό, η διπολική βηματική συνάρτηση επιστρέφει είτε μονάδα, είτε το ακριβώς προηγούμενο αποτέλεσμα που είχε παράξει.

- *Συμμετρική συνάρτηση ράμπας (Symmetric ramp function)*. Η συγκεκριμένη συνάρτηση με ένα κλειστό πεδίο τιμών  $[-a, a]$  επιστρέφει τιμές ίσες με το τοπικό πεδίο, αν αυτό κυμαίνεται εντός του συνόλου  $[-a, a]$  και τιμές ίσες με τα άκρα του πεδίου τιμών, αν οι αντίστοιχες τιμές του τοπικού πεδίου τις ξεπερνούν. Δηλαδή,  $g(u) = \begin{cases} a, & u > a \\ u, & u \in [-a, a]. \\ -a, & u < -a \end{cases}$

Αντιστοίχως στις πλήρως διαφορίσιμες συναρτήσεις ενεργοποίησης περιλαμβάνονται:

- *Λογιστική/σιγμοειδής συνάρτηση (Logistic/sigmoid function)*. Αυτή η συνάρτηση επιστρέφει πάντα πραγματικές τιμές μεταξύ του μηδενός και της μονάδας. Η μαθηματική της έκφραση είναι  $g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta \cdot u}}$ , με το  $\beta$  να είναι μία πραγματική σταθερά, σχετιζόμενη με την κλίση της συνάρτησης.
- *Υπερβολική συνάρτηση εφαπτομένης (Hyperbolic tangent function)*. Όπως και στην περίπτωση της λογιστικής συνάρτησης, η συγκεκριμένη συνάρτηση ενεργοποίησης επιστρέφει τιμές εντός του συνόλου  $[-1, 1]$ . Η μαθηματική της έκφραση είναι  $g(u) = \frac{1 - e^{-\beta \cdot u}}{1 + e^{-\beta \cdot u}}$ , με το  $\beta$  να αποτελεί και πάλι μία πραγματική σταθερά, η οποία σχετίζεται με την κλίση της συνάρτησης. Αξίζει να σημειωθεί ότι για πολύ μεγάλες τιμές της σταθεράς  $\beta$ , τόσο η υπερβολική συνάρτηση εφαπτομένης όσο και η λογιστική συνάρτηση, προσεγγίζουν τη διπολική βηματική συνάρτηση.

- *Γκαουσιανή συνάρτηση (Gaussian function)*. Η συνάρτηση ενεργοποίησης κατά Gauss παράγει ίσες τιμές για τιμές τοπικού πεδίου που ισαπέχουν από το κέντρο της κανονικής κατανομής (μέση τιμή  $\mu$ ). Η μαθηματική της απόδοσης είναι  $g(u) = e^{-\frac{(u-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ , όπου  $\mu$  η μέση τιμή και  $\sigma$  η τυπική απόκλιση της κανονικής κατανομής (κατανομής Gauss).
- *Γραμμική συνάρτηση (Linear function)*. Η γραμμική συνάρτηση παράγει τιμές ίσες με τις τιμές τοπικού πεδίου, δηλαδή  $g(u) = u$ .

Σχετικά με τη δομή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου δύναται να ειπωθεί ότι αποτελείται από τρία κύρια μέρη, ένα στρώμα ή επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό στρώμα, το οποίο συχνά αποτελείται από πλήθος επιπέδων και φυσικά ένα επίπεδο εξόδου. Μία βασική κατηγοριοποίηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων γίνεται σύμφωνα με το μοτίβο της σύνδεσης του δικτύου και διακρίνονται σε Feed Forward ΤΝΔ και τα Recurrent ΤΝΔ, τα οποία περιέχουν βρόχους ανατροφοδότησης, δηλαδή κάποια αποτελέσματα χρησιμοποιούνται εκ νέου ως δεδομένα εισόδου (Abiodun et al., 2018). Φυσικά, μπορούν να γίνουν επιπλέον διακρίσεις των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, όπως για παράδειγμα σε ΤΝΔ με ένα κρυφό στρώμα (Single-layer ANN) ή ΤΝΔ με πολλαπλά κρυφά στρώματα (Multi-layer ANN) καθώς και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα με σταθερά ή προσαρμοζόμενα βάρη, δηλαδή περιπτώσεις όπου τα βάρη ενημερώνονται κατά τη διαδικασία της μάθησης βάσει της αποκτηθείσας εμπειρίας.

Οι da Silva et al. (2017) και Marugán et al. (2018) υπογραμμίζουν τα κύρια χαρακτηριστικά των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, τα οποία είναι:

- *Προσαρμοστικότητα βάση της εμπειρίας*. Οι εσωτερικές παράμετροι του δικτύου, όπως τα βάρη, προσαρμόζονται σύμφωνα με τα αποτελέσματα διαδοχικών δοκιμών, δηλαδή σύμφωνα με τη γνώση που αποκτάται με την εμπειρία.



- *Ικανότητα μάθησης.* Μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες μέθοδοι μάθησης, ώστε το δίκτυο να αποδίδει καλύτερα ανάλογα με την κάθε εφαρμογή.
- *Ικανότητα γενίκευσης.* Αφότου ολοκληρωθεί η εφαρμογή μίας μεθόδου εκμάθησης, το δίκτυο είναι ικανό να παράγει αποτελεσματικές/ορθές λύσεις για περιπτώσεις διαφορετικές από εκείνες για τις οποίες εκπαιδεύτηκε.
- *Οργάνωση δεδομένων.* Το δίκτυο δύναται να ομαδοποιεί δεδομένα με κοινά χαρακτηριστικά από διαφορετικές εφαρμογές.
- *Ανοχή σφαλμάτων.* Δεδομένου του μεγάλου πλήθους διασυνδέσεων μεταξύ των μονάδων επεξεργασίας, το δίκτυο δύναται να λειτουργεί ορθά ακόμα και σε περιπτώσεις που κάποιο μέρος του τεθεί εκτός λειτουργίας.
- *Κατανεμημένη αποθήκευση.* Η γνώση που αποκομίζει το σύνολο του δικτύου κατά τη διαχείριση ενός συγκριμένου προβλήματος ή μίας συγκεκριμένης κατάστασης αποθηκεύεται στις επιμέρους τεχνητές συνάψεις του συστήματος, ώστε να είναι εφικτή η ομαλή λειτουργία του σε περιπτώσεις που μερικοί τεχνητοί νευρώνες τεθούν εκτός λειτουργίας.
- *Διευκόλυνση προτυποποίησης.* Οι αρχιτεκτονικές που αφορούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν εύκολα να προτυποποιηθούν και έπειτα της διαδικασίας μάθησης, να παράγουν άμεσα αποτελέσματα με στοιχειώδεις μαθηματικές πράξεις.

Το γενικό πλαίσιο της διαδικασίας μάθησης (Learning process) σε ένα νευρωνικό δίκτυο καθορίζει τον προσδιορισμό των βαρών του δικτύου ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση σφάλματος (error function), όπως καθορίζεται από τον τύπο του δικτύου που χρησιμοποιείται. Οι βασικές μορφές αλγορίθμων μάθησης είναι μάθηση με επίβλεψη (Supervised learning), μάθηση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning) και ενισχυτική μάθηση (Reinforcement learning).

Οι κύριες εφαρμογές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων αφορούν στην αναγνώριση ομιλίας, μηχανική όραση, αναγνώριση προτύπων και ανίχνευση (π.χ. προσώπων) (Marugán et al., 2018). Οι ίδιοι ερευνητές σημειώνουν ότι οι εφαρμογές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων δύναται να ομαδοποιηθούν σε τρεις κύριες

κατηγορίες, την πρόβλεψη, την αναγνώριση προτύπων και την ταξινόμηση. Για παράδειγμα στους τομείς της Ιατρικής και της Διοίκησης Επιχειρήσεων η κύρια εφαρμογή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων αφορά στην πρόβλεψη, ενώ σε θέματα Μετεωρολογίας και Ενέργειας καταγράφεται αυξημένη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για αναγνώριση προτύπων (Marugán et al., 2018). Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, συνίσταται στον αναγνώστη το σύγγραμμα των da Silva et al. (2017).

### 3.2 Ασαφή Συστήματα

Τα ασαφή συστήματα (fuzzy systems) χαρακτηρίζονται από τα ασαφή σύνολα (fuzzy sets) και την ασαφή λογική (fuzzy logic). Το 1965 ο Lofti Zadeh, καθηγητής στο Πανεπιστήμιο της Καλιφόρνια στο Μπέρκλεϋ, εισήγαγε τα ασαφή σύνολα ως μία γενίκευση των κλασσικών συνόλων, κατά την οποία ένα στοιχείο συμμετέχει σε ένα σύνολο ως το βαθμό που ορίζει ένας αριθμός εντός του διαστήματος  $[0,1]$ . Φυσικά, η συμμετοχή ενός στοιχείου, έστω  $x$  εξαρτάται από τη λεγόμενη συνάρτηση συμμετοχής (membership function), έστω  $A(x)$ , η οποία έχει πεδίο ορισμού ένα βασικό σύνολο αναφοράς, έστω  $\Omega$  και πεδίο τιμών στο διάστημα  $[0,1]$ , δηλαδή είναι:  $A(x):\Omega \rightarrow [0,1]$ . Έτσι, το ασαφές σύνολο μπορεί να αναπαρασταθεί ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών (στοιχείο, τιμή συνάρτησης μετάβασης), δηλαδή  $A = \{(x, A(x)) \mid x \in \Omega \text{ και } A(x) \in [0,1]\}$ . Με βάση τη συνέχεια των συναρτήσεων συμμετοχής συναντώνται δύο κατηγορίες ασαφών συνόλων, τα διακριτά ασαφή σύνολα, περιγραφόμενα από ασυνεχείς συναρτήσεις συμμετοχής και τα συνεχή, περιγραφόμενα από συνεχείς συναρτήσεις συμμετοχής (Τζιμόπουλος & Παπαδόπουλος, 2013).

Για την καλύτερη κατανόηση των θεμάτων που άπτονται των ασαφών συστημάτων, είναι απαραίτητη η αναφορά βασικών ορισμών περί των ασαφών συνόλων. Το **σύνολο υποστήριξης** ενός ασαφή συνόλου είναι ένα σαφές σύνολο που περιέχει τα στοιχεία με μη μηδενικό βαθμό συμμετοχής στο ασαφές σύνολο. **Ύψος** ασαφούς συνόλου καλείται η μέγιστη τιμή της συνάρτησης συμμετοχής σε αυτό, ενώ **πυρήνας** ενός ασαφούς συνόλου λέγεται το κλασσικό σύνολο που περιέχει εκείνα τα στοιχεία για τα οποία η τιμή της συνάρτησης συμμετοχής είναι ίση με τη μονάδα. Το

ασαφές σύνολο που έχει ύψος τη μονάδα χαρακτηρίζεται ως **κανονικό** ή **κανονικοποιημένο**. Το σημείο που αντιστοιχεί στο στοιχείο για το οποίο ο βαθμός συμμετοχής είναι ίσος με 0.5 καλείται **σημείο καμπής**. Στις περιπτώσεις που το σύνολο υποστήριξης περιέχει ένα μοναδικό στοιχείο, τότε το αντίστοιχο ασαφές σύνολο καλείται **ασαφές singleton (fuzzy singleton)**, ενώ τέλος, **μέγεθος** ή **πληθάριθμος** ενός ασαφούς συνόλου ονομάζεται το άθροισμα των βαθμών συμμετοχής των στοιχείων του.

Ιδιαίτερα καθοριστικό ρόλο στη λειτουργία των ασαφών συστημάτων διαδραματίζουν οι συναρτήσεις συμμετοχής. Η κύρια διάκριση των συναρτήσεων συμμετοχής πραγματοποιείται σε μονοδιάστατες και πολυδιάστατες.

- **Μονοδιάστατες συναρτήσεις συμμετοχής.**

- *Τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής (trapezoidal membership function).* Είναι μία τμηματικά γραμμική συνάρτηση για την οποία δίνεται μία τετράδα παραμέτρων {a,b,c,d} για τον καθορισμό της ενεργούς περιοχής και του πυρήνα της. Η μαθηματική έκφραση είναι

$$Trap\_A(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b \\ 1, & b \leq x < c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x < d \\ 0, & x \geq d \end{cases}$$

- *Τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής (triangular membership function).* Η συγκεκριμένη συνάρτηση προέρχεται από την τραπεζοειδή συνάρτηση υπό τη συνθήκη  $b = c$ . Έτσι, περιγράφεται από τρεις παραμέτρους {a,b,c}. Μαθηματικά εκφράζεται ως ακολούθως:

$$Tri\_A(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x < c \\ 0, & x \geq c \end{cases}$$

- *Γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής (generalized bell-shaped membership function).* Όπως η τριγωνική και η συγκεκριμένη συνάρτηση συμμετοχής τροφοδοτείται με τρεις παραμέτρους {a,b,c} και διαμορφώνεται ως:

$$\text{bell}_A(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a}\right)^{2 \cdot b}}$$

Το σημείο  $c$  αποτελεί τον πυρήνα της, καθώς και το κέντρο συμμετρίας της. Αξίζει να σημειωθεί ότι διαθέτει δύο σημεία καμπής, τα  $c-a$  και  $c+a$  και ότι η τιμή της παραμέτρου  $a$  είναι εκείνη που ορίζει το εύρος της συνάρτησης, ενώ εκείνη της  $b$  ελέγχει το ρυθμό πτώσης καθώς μεταβάλλει την κλίση.

- *Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής (Gaussian membership function).*  
Η συγκεκριμένη συνάρτηση κάνει χρήση δύο παραμέτρων  $\{\mu, \sigma\}$  και μαθηματικά αποδίδεται με την έκφραση:

$$\text{Gauss}_A(x; \mu, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

- *Δίπλευρη συνάρτηση συμμετοχής (two-sided membership functions).*  
Υπάρχουν ορισμένες περιπτώσεις όπου χρειάζεται η συνάρτηση συμμετοχής να διαφοροποιείται αριστερά και δεξιά του πυρήνα της. Φυσικά, δεν υπάρχει δέσμευση οι δύο συναρτήσεις να είναι της ίδιας κατηγορίας.
- *Ανοικτές συναρτήσεις συμμετοχής.* Όλες οι προηγούμενες συναρτήσεις είναι κλειστές και θεωρούνται κατάλληλες για την περιγραφή ασαφών συνόλων, τα οποία βρίσκονται εντός ενός πεδίου ορισμού. Ωστόσο, υπάρχουν περιπτώσεις που τα ασαφή σύνολα βρίσκονται στα άκρα του πεδίου ορισμού. Για τις τελευταίες είναι αναγκαία η χρήση των λεγόμενων ανοικτών συναρτήσεων, όπως για παράδειγμα η σιγμοειδής συνάρτηση, η οποία όπως έχει ήδη σημειωθεί, χρησιμοποιείται και ως συνάρτηση ενεργοποίησης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.

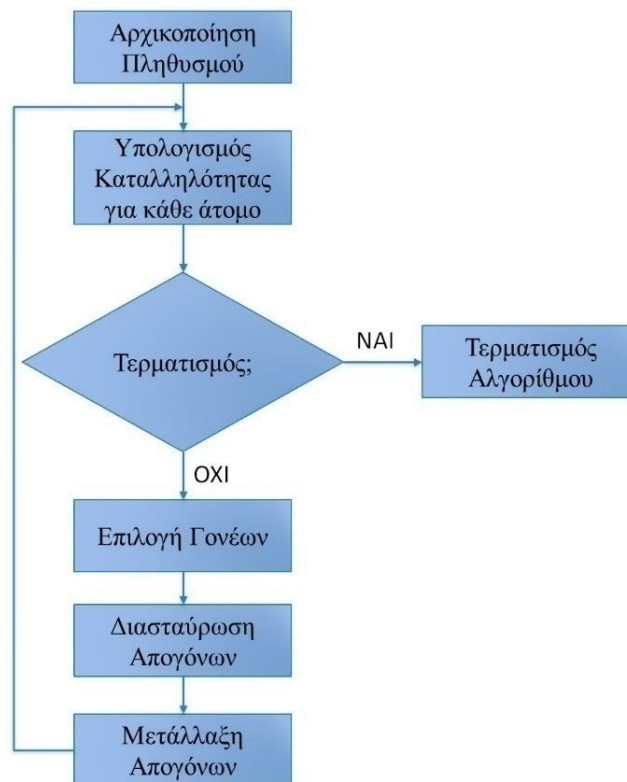
- **Πολυδιάστατες συναρτήσεις συμμετοχής.** Σε περιπτώσεις ασαφών συστημάτων με δύο ή περισσότερες εισόδους είναι αναγκαία η χρήση δισδιάστατων ή γενικά πολυδιάστατων συναρτήσεων αντίστοιχα. Για τη σύνθεση τέτοιων συναρτήσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί είτε η συνθετική είτε η μη συνθετική μέθοδος.

Αντιστοίχως των ασαφών συνόλων, κατά την ασαφή λογική μία πρόταση χαρακτηρίζεται από ένα βαθμό αλήθειας. Δηλαδή, η αλήθεια μίας πρότασης είναι πλειότιμη στο απειροσύνολο  $[0,1]$ . Ουσιαστικά, πρόκειται για μία επέκταση της συμβατικής δίτιμης λογικής, δεδομένης της εισαγωγής ασάφειας και αβεβαιότητας ούτως ώστε να επιτυγχάνεται ο εκφραστικός δυναμισμός της φυσικής γλώσσας διατηρώντας παράλληλα τη μαθηματική δομή της κλασσικής λογικής. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της χρήσης **γλωσσικών μεταβλητών (linguistic variables)**, οι οποίες είναι μη αριθμητικές προτάσεις ή λέξεις που περιγράφουν τα χαρακτηριστικά ενός στοιχείου. Παράδειγμα γλωσσικής μεταβλητής είναι η θερμοκρασία καθώς μπορεί να λάβει γλωσσικές τιμές πολύ χαμηλή, χαμηλή, μέτρια, υψηλή και πολύ υψηλή. Ωστόσο, οι γλωσσικές τιμές θα πρέπει να μεταγλωττιστούν καταλλήλως ώστε να είναι κατανοητές από ένα υπολογιστικό σύστημα. Για περισσότερες σχετικές πληροφορίες ο αναγνώστης παραπέμπεται στο σύγγραμμα των Enric Trillas και Luka Eciolaza (2015).

### 3.3 Εξελικτικός Υπολογισμός

Ο Εξελικτικός Υπολογισμός (ΕΥ) είναι όρος που χρησιμοποιείται για να περιγράψει ένα σύνολο μεθόδων επίλυσης προβλημάτων Υπολογιστικής Νονμοσύνης, η λειτουργικότητα των οποίων μιμείται διεργασίες φυσικής εξέλιξης. Χαρακτηριστική ιδιότητα των αλγορίθμων Εξελικτικού Υπολογισμού είναι η διαχείριση ενός πλήθους λύσεων ανά επανάληψή τους, όπου κάθε λύση καλείται άτομο (individual). Ουσιαστικά, σε κάθε επανάληψη ενός αλγορίθμου Εξελικτικού Υπολογισμού νέοι απόγονοι (δηλαδή λύσεις) δημιουργούνται από δύο ή περισσότερους γονείς μέσω της εφαρμογής επιλεγμένων τελεστών αναζήτησης, με σκοπό τη διατήρηση των καλύτερων χαρακτηριστικών του κάθε γονέα. Στο τέλος κάθε επανάληψης πραγματοποιείται χρήση μίας συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function) ως εφαρμογή της φυσικής επιλογής, δηλαδή της επιβίωσης του ισχυρότερου, ώστε να διατηρηθούν οι καλύτερες από τις παραγόμενες νέες λύσεις. Η ανωτέρω διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά έως ότου ενεργοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού (συνήθως κάποιο άνω χρονικό όριο εκτέλεσης ή πλήθος επαναλήψεων). Γενικά, δύναται να ειπωθεί ότι υπάρχει μία υπερ-κατηγορία

αλγορίθμων εκείνη των Εμπνεόμενων από τη φύση αλγορίθμων (nature-inspired algorithms), η οποία περιέχει δύο βασικές αλλά διακριτές μεταξύ τους κατηγορίες αλγορίθμων Εξελικτικού Υπολογισμού, των Εξελικτικών αλγορίθμων (Evolutionary algorithms) και των Αλγορίθμων Νοημοσύνης Σμήνους (Swarm intelligence algorithms). Δύο από τους πλέον κλασσικούς και ευρέως χρησιμοποιούμενους εξελικτικούς αλγορίθμους είναι οι Γενετικοί αλγόριθμοι (ΓΑ- Genetic algorithms) και οι αλγόριθμοι Διαφορικής εξέλιξης (Differential Evolution algorithms) (Zaman et al.,2020). Τυπικά η δομή ενός εξελικτικού αλγορίθμου δύναται να αποτυπωθεί στο ακόλουθο γενικό διάγραμμα ροής:



Εικόνα 2.3. Διάγραμμα ροής εξελικτικού αλγορίθμου

## 4. Συστήματα Βασισμένα στη Γνώση – Έμπειρα Συστήματα

Ένα σύστημα βασισμένο στη γνώση (Knowledge-Based System - KBS) είναι ένα πρόγραμμα υπολογιστή που χρησιμοποιεί μια βάση γνώσεων για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων. Ο όρος είναι ευρύς και αναφέρεται σε πολλά διαφορετικά είδη συστημάτων. Ένα σύστημα βασισμένο στη γνώση έχει δύο διακριτικά χαρακτηριστικά: μια βάση γνώσης και μια μηχανή συμπερασμάτων.

Το πρώτο μέρος, η βάση γνώσης, αντιπροσωπεύει τα γεγονότα για τον κόσμο, συχνά με κάποια μορφή υπαγωγής οντολογίας (και όχι έμμεσα ενσωματωμένα σε διαδικαστικό κώδικα, με τον τρόπο που ένα συμβατικό πρόγραμμα ηλεκτρονικού υπολογιστή το κάνει) και το δεύτερο μέρος, η μηχανή συμπερασμάτων, επιτρέπει τη εισαγωγή νέων γνώσεων. Συνήθως, μπορεί να λάβει τη μορφή κανόνων IF-THEN σε συνδυασμό με προσεγγίσεις αλυσίδας εμπρός ή πίσω.

Συστήματα βασισμένα στη γνώση αναπτύχθηκαν αρχικά από ερευνητές τεχνητής νοημοσύνης. Τα πρώτα συστήματα βασισμένα στη γνώση ήταν κυρίως Έμπειρα Συστήματα.

Το "Έμπειρο Σύστημα" αναφέρεται στον τύπο εργασίας όπου το σύστημα προσπαθεί να βοηθήσει - να αντικαταστήσει ή να βοηθήσει έναν ανθρώπινο εμπειρογνώμονα σε μια σύνθετη εργασία που συνήθως θεωρείται ότι απαιτεί γνώσεις εμπειρογνομόνων. Το "Σύστημα Βασισμένο στη Γνώση" αναφέρεται στην αρχιτεκτονική του συστήματος - ότι αντιπροσωπεύει τη γνώση ρητά, παρά ως διαδικαστικός κώδικας.

Ενώ τα παλαιότερα συστήματα βασισμένα στη γνώση ήταν σχεδόν όλα τα Έμπειρα Συστήματα, τα ίδια εργαλεία και αρχιτεκτονικές μπορούν έκτοτε να χρησιμοποιηθούν για έναν ολόκληρο πλήθος άλλων τύπων συστημάτων. Σχεδόν όλα τα Έμπειρα Συστήματα είναι συστήματα βασισμένα στη γνώση, αλλά πολλά συστήματα βασισμένα στη γνώση δεν είναι Έμπειρα Συστήματα.

Ένα Έμπειρο Σύστημα (ΕΣ – Expert System) είναι ένα πρόγραμμα το οποίο εμπλουτίζεται με εξειδικευμένη γνώση ειδημόνων, με σκοπό την επίλυση σύνθετων εξειδικευμένων προβλημάτων, μιμούμενο τη συλλογιστική των ειδικών. Ως τεχνολογία εμφανίστηκε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 και γνώρισε ιδιαίτερη άνθιση τις δεκαετίες του 1980 και 1990 (Wagner, 2017). Τα Έμπειρα Συστήματα αποτελούν μέρος της ευρύτερης κατηγορίας των λεγόμενων Συστημάτων βασισμένων στη Γνώση, με τη χαρακτηριστική ιδιότητα ότι διαθέτουν εξειδικευμένη γνώση (Γεωργούλη, 2015). Τυπικά ένα Έμπειρο Σύστημα αποτελείται από μία *βάση γνώσης (knowledgebase)*, μία *συμπερασματική μηχανή (inference engine)*, ένα *σύστημα διεπαφής χρήστη (user interface)* και ένα *μηχανισμό παροχής επεξηγήσεων (explanation mechanism)*. Η βάση γνώσης δύναται να ειπωθεί ότι αποτελεί τον πυρήνα ενός Έμπειρου Συστήματος και περιέχει δύο βασικά στοιχεία, τα γεγονότα και τους κανόνες. Επομένως, μπορεί να θεωρηθεί ένας διαχωρισμός μεταξύ της κύριας βάσης γνώσης και της βάσης δεδομένων, η οποία περιέχει, για κάθε στιγμιότυπο ενός προβλήματος, γεγονότα σχετικά με αυτό. Η αξιοποίηση αυτής της γνώσης επιτυγχάνεται μέσω της συμπερασματικής μηχανής. Να σημειωθεί ότι η επάρκεια της γνώσης στη βάση και η ορθή αξιοποίησή της είναι κρίσιμης σημασίας, καθώς οποιαδήποτε απόκλιση μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Αντίστοιχης σημασίας είναι και το σύστημα διεπαφής, καθώς αποτελεί το μέσο αξιοποίησης του συστήματος. Φυσικά και ο μηχανισμός παροχής επεξηγήσεων είναι χρήσιμος, δεδομένου ότι οι επεξηγήσεις παρέχουν την απαραίτητη τεκμηρίωση αναφορικά με την ορθότητα της συλλογιστικής που διέπει το σύστημα.

Ένα Έμπειρο Σύστημα οφείλει να παρουσιάζει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, τα οποία συνοψίζονται ακολούθως (Singholi & Agarwal, 2018):

- **Υψηλή απόδοση.** Η ποιότητα του αποτελέσματος θα πρέπει να είναι υψηλή.
- **Εξειδίκευση.** Οι καλής ποιότητας λύσεις του συστήματος θα πρέπει να ελαχιστοποιούν τους περιττούς υπολογισμούς.
- **Ικανοποιητικούς χρόνους απόκρισης.** Οι παραγόμενες λύσεις θα πρέπει να παράγονται εντός ικανοποιητικών χρονικών πλαισίων.



- **Ικανοποιητική αξιοπιστία.** Δεδομένου του συμβουλευτικού χαρακτήρα των Έμπειρων Συστημάτων και της εφαρμογής τους σε κρίσιμες καταστάσεις, είναι απαραίτητη η υψηλή αξιοπιστία τους.
- **Αυτογνωσία.** Η διερεύνηση της συλλογιστικής και η επεξήγηση των λειτουργιών ενός Έμπειρου Συστήματος πρέπει να είναι βασικό χαρακτηριστικό τους.
- **Κατανοητό.** Οι επιμέρους λειτουργίες και διεργασίες θα πρέπει να είναι σαφείς.
- **Ευελιξία.** Το Έμπειρο Σύστημα θα πρέπει να διαθέτει ευελιξία υπό την έννοια ότι θα διαθέτει τη δυνατότητα προσθήκης, διαγραφής ή μεταβολής γνώσης εντός της βάσης γνώσης του.

Οι ίδιοι ερευνητές σημειώνουν ένα σύνολο πλεονεκτημάτων από τη χρήση των Έμπειρων Συστημάτων, τα οποία συνοψίζονται παρακάτω:

- **Προσβασιμότητα.** Σε πολλές πρακτικές εφαρμογές είναι αδύνατη η συνεχής παρουσία των ανθρώπων. Αντιθέτως, ένα Έμπειρο Σύστημα είναι πάντα προσβάσιμο και μάλιστα από πολλούς εξειδικευμένους επιστήμονες/επαγγελματίες.
- **Συνέπεια.** Σε πολλές πρακτικές εφαρμογές η υιοθέτηση Έμπειρου Συστήματος οδηγεί στην παραγωγή λύσεων καλύτερης ακρίβειας σε σύγκριση με το ανθρώπινο δυναμικό, καθώς μπορεί να αναπαριστά τη γνώση μειώνοντας τις περιπτώσεις σφάλματος.
- **Απόδοση.** Τα Έμπειρα Συστήματα συγκρινόμενα με τους ανθρώπους είναι πιο αποδοτικά, δεδομένου ότι δεν επηρεάζονται από κούραση ή άλλα αντίστοιχα αισθήματα.
- **Σταθερότητα.** Η χρήση Έμπειρων Συστημάτων σε πρακτικές εφαρμογές μπορεί να εξομαλύνει καταστάσεις υψηλών αλλαγών, όπως σε περιπτώσεις αλλαγής προσωπικού κατά τη διάρκεια εξέλιξης ενός έργου. Σε αυτές τις περιπτώσεις η υποστήριξη που παρέχει ένα Έμπειρο Σύστημα στη λήψη

αποφάσεων μπορεί να βοηθήσει στη διατήρηση της σταθερότητας της πορείας του έργου.

- **Χρονικοί περιορισμοί.** Η εκπαίδευση νέου προσωπικού χαρακτηρίζεται πέρα από υψηλό κόστος και ως μία ιδιαίτερα χρονοβόρα διαδικασία. Η κατασκευή ενός Έμπειρου Συστήματος απαιτεί σαφώς λιγότερο χρόνο.

Στη βιβλιογραφία σημειώνονται ορισμένα βασικά στοιχεία διαφοροποίησης των Έμπειρων Συστημάτων με τα συμβατικά προγράμματα (Γεωργούλη, 2015). Αρχικά, ένα Έμπειρο Σύστημα προσομοιώνει τον τρόπο επίλυσης ενός προβλήματος, ενώ το ίδιο το πρόβλημα είναι αυτό που προσομοιώνεται χρησιμοποιώντας ένα συμβατικό πρόγραμμα. Επίσης, τα Έμπειρα Συστήματα μπορούν να διαχειριστούν την αβεβαιότητα καθώς και πιο απαιτητικά προβλήματα, υιοθετώντας ευρετικές μεθόδους επίλυσης. Αντιθέτως, τα συμβατικά προγράμματα απαιτούν πιο ολοκληρωμένη γνώση και χρησιμοποιούν αλγόριθμους. Η γνώση μπορεί εύκολα να γίνει κατανοητή καθώς και να αναθεωρηθεί στην περίπτωση των Έμπειρων Συστημάτων. Ωστόσο, είναι ιδιαίτερα δύσκολο να κατανοηθεί και ακόμη περισσότερο να αναθεωρηθεί ο κώδικας που ορίζει ένα συμβατικό πρόγραμμα.

Για την ανάπτυξη ενός Έμπειρου Συστήματος απαιτούνται πέντε βασικές οντότητες, ο ειδικός του τομέα, ο μηχανικός γνώσης, ο προγραμματιστής, ο διαχειριστής του έργου και ο τελικός χρήστης. Ο ειδικός τομέα (domain expert) είναι ένας άνθρωπος υψηλής εξειδίκευσης με ικανότητες επίλυσης προβλημάτων που άπτονται του συγκεκριμένου τομέα. Η σπουδαιότητα του ρόλου του ειδικού του τομέα γίνεται άμεσα αντιληπτή, δεδομένων των ενεργειών που οφείλει να εκτελέσει. Ακριβέστερα, ο ειδικός τομέα θα πρέπει να επικοινωνεί τη γνώση του και να συμμετέχει με προθυμία στην ομάδα ανάπτυξης, δίχως χρονικούς περιορισμούς. Ο μηχανικός γνώσης (knowledge engineer) αναλαμβάνει το σχεδιασμό, την κατασκευή και τον έλεγχο του Έμπειρου Συστήματος συνεργαζόμενος με τον ειδικό του τομέα. Ο προγραμματιστής (programmer) αναλαμβάνει τον προγραμματισμό ενός Έμπειρου Συστήματος, ώστε η γνώση για ένα συγκεκριμένο τομέα να μεταφέρεται στο σύστημα σε κατανοητή για έναν υπολογιστή μορφή. Η επόμενη οντότητα, ο διαχειριστής του έργου (project manager), ηγείται της ομάδας ανάπτυξης και αλληλεπιδρά με τις υπόλοιπες οντότητες, με σκοπό την τήρηση των χρονοδιαγραμμάτων που αφορούν το συγκεκριμένο έργο. Ο τελικός χρήστης (end user) χρησιμοποιεί το αναπτυχθέν Έμπειρο Σύστημα μέσω της διεπαφής χρήστη.

Τέλος, για την ανάπτυξη ενός Έμπειρου Συστήματος δύναται να ειπωθεί ότι απαιτείται η ακολουθιακή εφαρμογή ορισμένων διαδικασιών. Αρχικά, θα πρέπει να καθορισθεί ο στόχος του Έμπειρου Συστήματος, ενώ στη συνέχεια θα πρέπει να γίνει ο προσδιορισμός των ιδεών που θα υλοποιηθούν. Έπειτα, η γνώση θα πρέπει να οργανωθεί καταλλήλως και να δομηθεί το σύστημα. Η διαδικασία που ολοκληρώνει την ακολουθία είναι προφανώς ο έλεγχος για ορθή λειτουργία. Φυσικά, είναι απαραίτητο να σημειωθεί ότι δεν υπάρχει μία αυστηρή πρακτική κατασκευής Έμπειρου Συστήματος, δεδομένης της ιδιομορφίας τους.

## 5. Υβριδικά Συστήματα Υπολογιστικής Νοημοσύνης

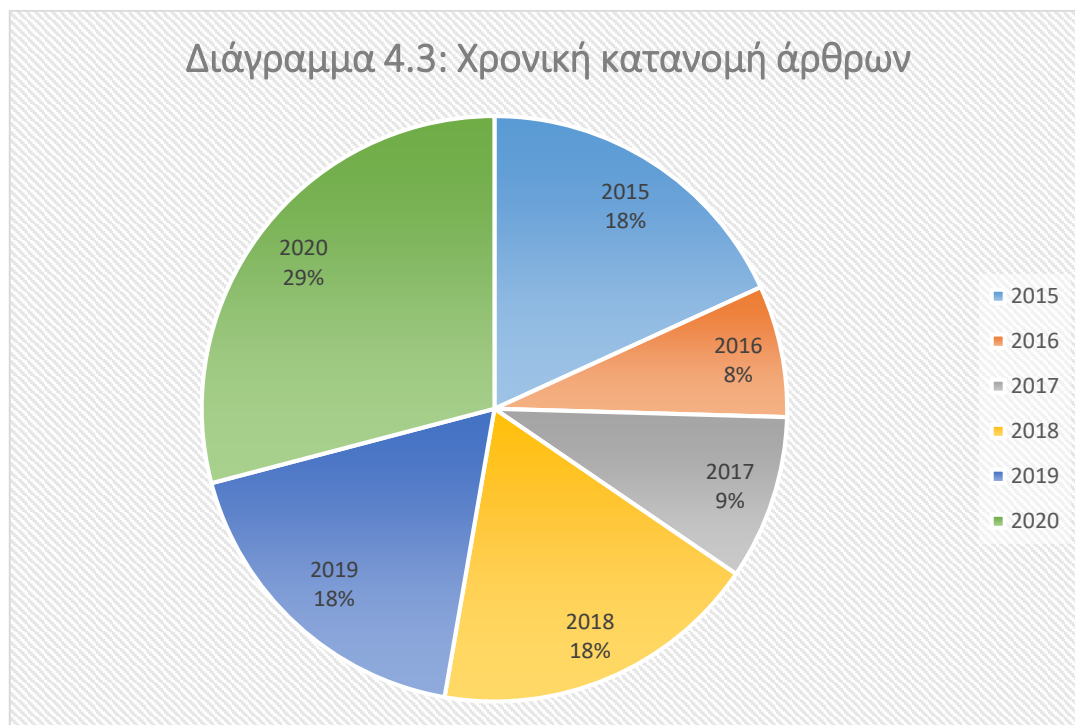
Υβριδική μέθοδος ή υβριδικό σχήμα καλείται μία σύμπραξη μεθόδων με σκοπό την εκμετάλλευση των επιμέρους πλεονεκτημάτων των συνδυασμένων μεθόδων και την προσπάθεια απαλοιφής των μειονεκτημάτων τους. Φυσικά, αυτό το ζητούμενο δεν είναι πάντα εφικτό σε μεγάλο βαθμό. Έτσι, για τη δημιουργία ενός επιτυχημένου υβριδικού συστήματος, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη πολλές παράμετροι, όπως για παράδειγμα η αποτελεσματικότητα, η απόδοση και η ακρίβεια (Sharma et al., 2020). Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί πολλαπλοί συνδυασμοί μεθόδων και στρατηγικών, όπως στρατηγικών αναπαράστασης γνώσης και μεθόδων μάθησης και λήψης αποφάσεων, ώστε να επιλυθούν αποδοτικότερα σύνθετα υπολογιστικά προβλήματα (Manikandan et al., 2020). Πολλές πρόσφατες μελέτες υποδεικνύουν την επιτυχή εφαρμογή υβριδικών μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης σε προβλήματα πρακτικού ενδιαφέροντος (Rahman & Mohamad-Saleh, 2018; Pham et al., 2019).

### 5.1 Νευροασαφή Συστήματα

Όπως έχει ήδη τονισθεί η λογική της υβριδίωσης δύο ή περισσότερων τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης βασίζεται στην επικείμενη εκμετάλλευση των επιμέρους δυνατοτήτων τους. Ακριβέστερα, στην περίπτωση των νευροασαφών συστημάτων αποσκοπείται ο συνδυασμός της υπολογιστικής ισχύος των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και της υψηλού επιπέδου επικοινωνίας, δεδομένων των γλωσσικών μεταβλητών των ασαφών συστημάτων.

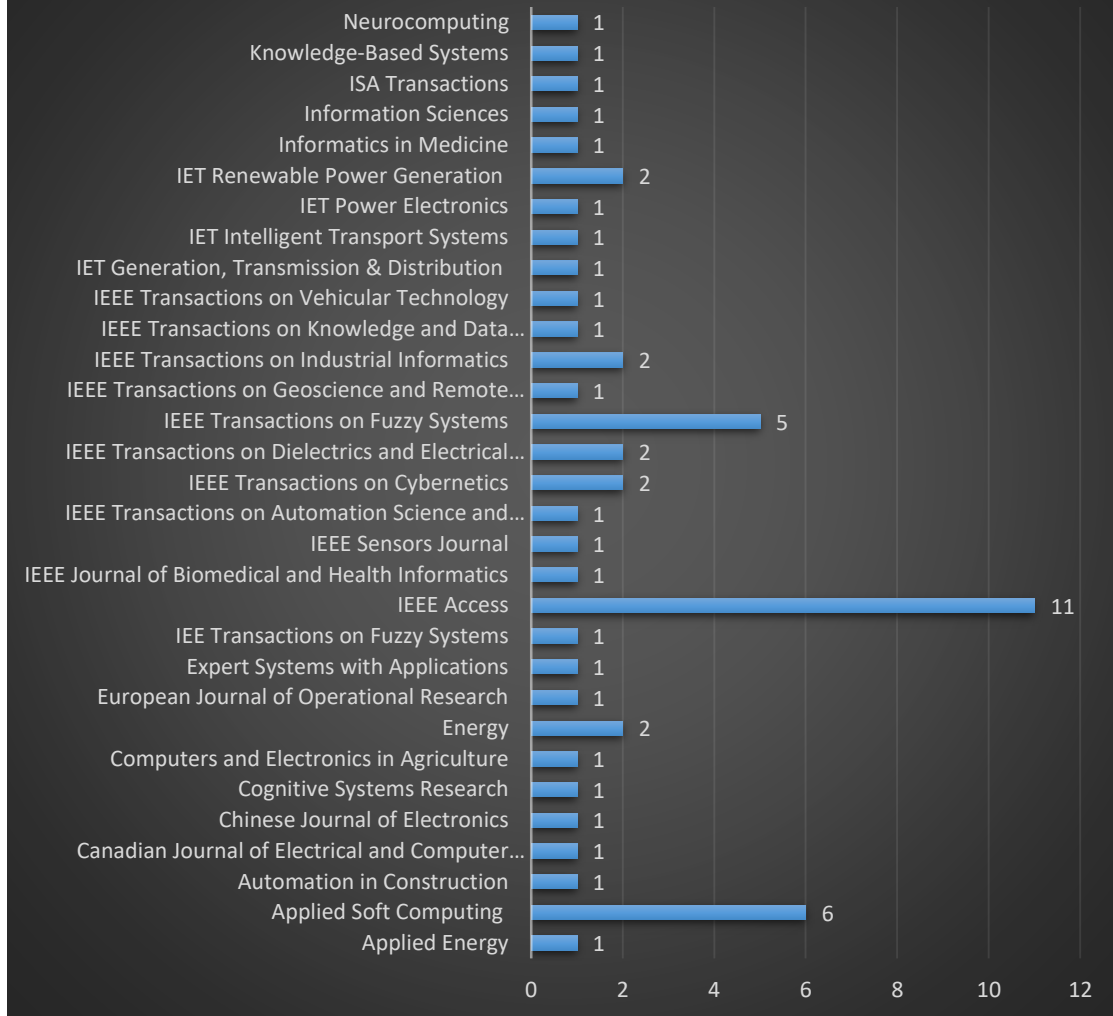
Η αναζήτηση στην IEEEXplore πραγματοποιήθηκε με τους όρους “neuro-fuzzy”, “fuzzy neural system” και “hybrid fuzzy neural network”. Δεδομένου του μεγάλου όγκου αποτελεσμάτων, εφαρμόστηκε πιο στοχευμένη αναζήτηση με τη δέσμευση ότι οι όροι θα πρέπει να περιέχονται είτε στον τίτλο, είτε στην περίληψη είτε στις λέξεις-κλειδιά του άρθρου. Με βάση τις συγκεκριμένες επιλογές, ο όρος “neuro-fuzzy” επέστρεψε 202 αποτελέσματα, από τα οποία τα 196 ήταν έγκυρα και από αυτά τα 34 ήταν επιλέξιμα. Με τον όρο “fuzzy neural system” επεστράφησαν 388 αποτελέσματα. Από τα 388, τα 374 ήταν έγκυρα και τα 36 από αυτά επιλέξιμα, μάλιστα τα 34 από αυτά ήταν τα ίδια επιλέξιμα άρθρα που προέκυψαν και με τον όρο “neuro-fuzzy”. Η

χρήση του όρου “hybrid fuzzy neural network” οδήγησε σε 92 επιστρεφόμενα αποτελέσματα, εκ των οποίων τα 90 ήταν έγκυρα αλλά κανένα νέο άρθρο επιλέξιμο, πέρα των 36 ήδη εντοπισμένων άρθρων αυτής της θεματικής, από την αναζήτηση με τους προηγούμενους όρους. Η αναζήτηση στη ScienceDirect με τον όρο “neuro-fuzzy” ακόμη και με χρήση των επιλογών προηγμένης αναζήτησης, οδήγησε σε 1181 αποτελέσματα. Από τα 1181 αποτελέσματα, τα 1169 ήταν έγκυρα και μόλις 22 επιλέξιμα. Η αναζήτηση με τον όρο “fuzzy neural system” επέστρεψε 1141 αποτελέσματα, από τα οποία τα 1132 ήταν έγκυρα, αλλά δεν καταγράφηκε κάποιο νέο άρθρο. Χρησιμοποιώντας τον όρο “hybrid fuzzy neural network”, η βάση δεδομένων επέστρεψε 264 αποτελέσματα από τα οποία τα 258 ήταν έγκυρα αλλά δίχως κάποιο επιλέξιμο άρθρο. Η χρονική κατανομή όλων των επιλέξιμων άρθρων παρουσιάζεται συνοπτικά στο Διάγραμμα 4.3.



Από την απεικόνιση της χρονικής κατανομής των άρθρων είναι εμφανής η αύξηση του ενδιαφέροντος της ερευνητικής κοινότητας προς τη συγκεκριμένη κατεύθυνση, καθώς το 65% των άρθρων χρονολογείται από το 2018 και έπειτα. Στο Διάγραμμα 4.4 σημειώνονται τα περιοδικά στα οποία δημοσιεύθηκαν τα επιλέξιμα άρθρα.

#### Διάγραμμα 4.4: Περιοδικά & κατανομή άρθρων



Τα επιστημονικά περιοδικά “IEEE Transactions on Fuzzy Systems”, “IEEE Access”, και “Applied Soft Computing” είναι εκείνα με τις περισσότερες δημοσιεύσεις. Σε αντίθεση με τα “IEEE Transactions on Fuzzy Systems” και “Applied Soft Computing”, όπου η θεματική των νευροασαφών συστημάτων συνάδει με τους σκοπούς τους, το “IEEE Access” έχει πιο γενικό χαρακτήρα. Ενδεχομένως, η υψηλή προτίμηση του συγκεκριμένου περιοδικού να οφείλεται σε διαχειριστικά θέματα, όπως για παράδειγμα το χρόνο αναμονής για την πρώτη αξιολόγηση μίας υποβληθείσας μελέτης (first decision review time).

## Βιβλιογραφική επισκόπηση

Οι Eldessouki et al. (2015) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα για την αξιολόγηση της αντίστασης υφασμάτων σε κόμπους. Για την εκπαίδευση του συστήματος προτάθηκε ένας υβριδικός αλγόριθμος δύο φάσεων. Οι Figueroa-García et al. (2015) χρησιμοποίησαν ένα αυτό-οργανωμένο νευροασαφές σύστημα για την παραγωγή κανόνων ασαφούς λογικής για τη δημιουργία μίας βάσης γνώσης σε συστήματα ασαφούς λογικής. Οι Khan et al. (2015) παρουσίασαν μία συγκριτική μελέτη, ως προς τη διάγνωση σφαλμάτων κατά την ανάλυση διαλυμένων αερίων, μεταξύ ενός μοντέλου ασαφούς λογικής και ενός νευροασαφούς συστήματος. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν την υπεροχή του νευροασαφούς συστήματος και ότι αποτελεί ένα αξιόπιστο σύστημα. Ένας ευφυής ελεγκτής της διαδικασίας αυτοματοποιημένης συγκόλλησης, βασισμένος σε ένα νευροασαφές σύστημα, προτάθηκε από τους Liu et al. (2015). Οι Nguyen et al. (2015) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα για το βέλτιστο έλεγχο της λειτουργίας ενός συστήματος συνδεδεμένων μπαταριών λιθίου. Η δομή του συστήματος βασίζεται στο μοντέλο των Takagi-Sugeno. Οι Sekhar et al. (2015) παρουσίασαν ένα νευροασαφές ελεγκτή βασισμένο στην ανάλυση δεδομένων για τον έλεγχο της ομαλής μετάβασης ενός μικροδικτύου από διασυνδεδεμένη σε αποκεντρωμένη λειτουργία. Τα αποτελέσματα της έρευνας υπογραμμίζουν τη συμβολή τέτοιας φύσεως μεθόδων στη διατήρηση της σταθερότητας των δικτύων ενέργειας σε περιπτώσεις εκτάκτου ανάγκης. Για την ενίσχυση της δυνατότητας ενός συστήματος αιολικής ενέργειας να επανέρχεται σε κατάσταση σταθερότητας και να τη διατηρεί, οι Taj et al. (2015) πρότειναν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας. Οι Tsai et al. (2015) ανέπτυξαν ένα βελτιωμένο προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για τη διαχείριση αισθητήρων αερίου ακουστικών κυμάτων επιφανειών. Ακριβέστερα, εφάρμοσαν ένα γενετικό αλγόριθμο βασισμένο στη μέθοδο Taguchi, για το βέλτιστο καθορισμό των παραμέτρων του συστήματος. Η ίδια προσέγγιση ακολουθήθηκε για τη βέλτιστη επιλογή παραμέτρων σε συστήματα οθονών υγρών κρυστάλλων από τους Tsai et al. (2015). Οι Zambronide Souza et al. (2015) παρουσίασαν ένα νευροασαφές σύστημα, η λειτουργία του οποίου ενισχύεται μέσω μίας τεχνικής, γνωστή στη διεθνή βιβλιογραφία ως Constrained Reactive Implicit Coupling (CRIC), ώστε να καθορίζει τα περιθώρια φορτίου σε συστήματα ενέργειας, τα οποία λαμβάνουν υπόψη διαλείπουσες πηγές. Το αναπτυχθέν σύστημα

χρησιμοποιήθηκε σε μία πραγματική εφαρμογή στη Βραζιλία. Ένα νευροασαφές σύστημα πραγματικού χρόνου για τον έλεγχο της αποξήρανσης κρέατος. Μέσω της προτεινόμενης προσέγγισης επιτεύχθηκε επιπλέον μείωση της υγρασίας.

Οι Chong et al. (2016) εστίασαν στη μέτρηση της συγκέντρωσης βαφής κατά την επεξεργασία λημμάτων χρησιμοποιώντας ένα συμβολόμετρο Mach-Zehner και υλοποιώντας ένα νευροασαφές σύστημα. Ένα δυναμικό νευροασαφές σύστημα με σκοπό τον έλεγχο αβέβαιων μη γραμμικών συστημάτων παρουσιάστηκε από τους Cervantes et al. (2016). Το προτεινόμενο σύστημα κάνει χρήση των κανόνων Takagi-Sugeno ως ένα πλαίσιο για την παροχή προηγούμενης γνώσης. Οι Das et al. (2016) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για τη διαχείριση των μη στασιμοτήτων στα σήματα ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων. Οι Hwang et al. (2016) παρουσίασαν ένα νευροασαφές σύστημα ανίχνευσης ριπών μίας καταιγίδας. Οι Yeh & Su (2016) παρουσίασαν ένα Takagi-Sugeno-Kang νευροασαφές σύστημα εκπαιδευμένο με τον αναδρομικό αλγόριθμο ελαχίστων τετραγώνων. Πρότειναν ένα αποδοτικό μηχανισμό μάθησης για τη βελτίωση της απόδοσης του αναδρομικού αλγορίθμου.

Οι Jafarifarmand et al. (2017) πρότειναν ένα αυτορυθμιζόμενο νευροασαφές σύστημα για την κατηγοριοποίηση σημάτων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος για την αποκωδικοποίηση νοερών κινήσεων. Οι Li et al. (2017) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα για την παρακολούθηση της κούρασης των χρηστών έξυπνων αναπηρικών αμαξιδίων και την κατηγοριοποίηση της σε τέσσερις κατηγορίες. Οι Mahmud et al. (2017) ανέπτυξαν ένα συνεργατικό νευροασαφές σύστημα φωτοβολταϊκού αντιστροφέα και διαχείρισης ενέργειας, για τη ρύθμιση της τάσης σε δίκτυα πλέγματος φωτοβολταϊκών. Οι Rikalovic et al. (2017) παρουσίασαν ένα ευφύες σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, βασισμένο σε ένα νευροασαφές δίκτυο, με σκοπό την κατηγοριοποίηση και τελικώς την επιλογή βιομηχανικών εγκαταστάσεων. Οι Shalbaf et al. (2017) ανέπτυξαν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο του βάθους της αναισθησίας, μέσω της ανάλυσης της εγκεφαλικής δραστηριότητας, χρησιμοποιώντας ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Το νέο σύστημα εφαρμόστηκε σε 17 ασθενείς και συγκρινόμενο με ένα εμπορικό λογισμικό παρουσίασε ακρίβεια της τάξης του 92%.

Οι Abdulrahman & Radman (2018) πρότειναν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο της αεργού ισχύος που παρέχεται από έναν στατικό



αντισταθμιστή αεργού ισχύος, με σκοπό την απόσβεση ενδοσυστημικών ταλαντώσεων. Το αναπτυχθέν σύστημα βασίζεται σε ένα ασαφές Takagi-Sugeno σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων. Οι Atsalakis et al. (2018) παρουσίασαν μία νευροασαφή τεχνική για την πρόβλεψη της επιτυχίας μίας νέας τουριστικής υπηρεσίας. Το ίδιο έτος οι Gil et al. (2018) πρότειναν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα ελέγχου για μη γραμμικά συστήματα διακριτού χρόνου. Ουσιαστικά, το προτεινόμενο σύστημα αποτελεί ένα συνδυασμό ενός τροποποιημένου δικτύου Jordan και ενός προσαρμοστικού νευροασαφούς συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων. Το πρόβλημα της παλαίωσης των ηλεκτρικών μετασχηματιστών απασχόλησε τους Forouhari & Abu-Siada (2018), οι οποίοι παρουσίασαν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για την υποστήριξη της εκτίμησης του χρόνου ζωής των μετασχηματιστών. Για τον καθορισμό των παραμέτρων του συστήματος έγινε χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης Levenberg-Marquardt με οπισθοδιάδοση. Οι Fu et al. (2018) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο της ταχύτητας σε ηλεκτροκίνητες αμαξοστοιχίες υψηλών ταχυτήτων. Ένα νευροασαφές σύστημα διαχείρισης ενέργειας κτιρίου, βασισμένο σε αρχιτεκτονική νέφους και εστιασμένη στο χρήστη, προτάθηκε από τους Howell et al. (2018). Η αναπτυχθείσα εφαρμογή ελέγχθηκε σε μία πιλοτική πραγματικών απαιτήσεων περίπτωση και καταγράφηκε 25% εξοικονόμηση ενέργειας. Ο Kadhim (2018) παρουσίασε ένα νευροασαφές σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για την υποστήριξη των ιατρών κατά τη διάγνωση, ώστε να παρέχουν ακριβείς ιατρικές συμβουλές σχετικά με τον πόνο της μέσης. Οι Kapetanakis et al. (2018) εφάρμοσαν ένα νευροασαφές σύστημα για το πρόβλημα της ακτινοβολίας κυκλικής βροχοκεραίας. Τα υπολογιστικά πειράματα των ερευνητών κατέδειξαν τη συνέπεια των προβλεπόμενων τιμών συγκρίσει εκείνων που προέκυψαν μέσω αναλυτικών μεθόδων. Επομένως, η ακρίβεια και η ταχύτητα σύγκλισης της προτεινόμενης προσέγγισης, την καθιστά ιδανική για τη διαχείριση αντίστοιχων θεμάτων. Ένα νευροασαφές σύστημα οπτικής οδήγησης για τον έλεγχο ρομποτικών αρθρωτών βραχιόνων παρουσιάστηκε από τους Pan et al. (2018). Οι Saroha et al. (2018) πρότειναν έναν ελεγκτή για την επανόρθωση ανισορροπιών τάσης σε μικροδίκτυα χαμηλής τάσης, ο οποίος βασίζεται σε ένα νευροασαφές σύστημα. Οι Sharma et al. (2018) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για την ανίχνευση ανωμαλιών δικτύου σε online κοινωνικά δίκτυα, ώστε να αποφευχθούν πιθανές κακόβουλες ενέργειες από μη εξουσιοδοτημένους χρήστες. Οι Shihabudheen & Pillai (2018) πραγματοποίησαν

μία βιβλιογραφική μελέτη, ώστε να καταγράψουν τις πλέον σημαντικές στιγμές αναφορικά με τα νευροασαφή συστήματα από το 2000 έως και το 2017. Οι Zou et al. (2018) πρότειναν ένα υποσχόμενο υβριδικό νευροασαφές σύστημα για την πρόβλεψη εγκλημάτων μέσω της ανάλυσης βίντεοσκοπησης.

Οι Marmolejo Saucedo et al. (2019) πρότειναν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για την πρόβλεψη χρονοσειρών ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων. Η εκπαίδευση του συστήματος επιτυγχάνεται μέσω ενός νέου αλγορίθμου βελτιστοποίησης, γνωστό στη βιβλιογραφία ως Electro-search optimization algorithm. Οι An et al. (2019) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα, το οποίο χρησιμοποιεί Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο για την πρόβλεψη της κυκλοφοριακής συμφόρησης, δεδομένης της αβεβαιότητας των ατυχημάτων. Οι Atsalakis et al. (2019) πρότειναν νευροασαφή τεχνικές για την πρόβλεψη της τιμής των Bitcoin. Οι Gu & Angelon (2019) μελέτησαν το νευροασαφές σύστημα πολλαπλών μοντέλων αυτόνομης μάθησης και πρότειναν έναν νέο αλγόριθμο για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του συστήματος. Τα αποτελέσματα επί υπολογιστικών στιγμιότυπων και ρεαλιστικών προβλημάτων υποδεικνύουν την ισχύ του νέου συστήματος για περιπτώσεις εφαρμογών πρακτικού ενδιαφέροντος. Οι Nguyen et al. (2019) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για την κατανόηση συναισθημάτων από βίντεο ταινιών. Οι Norouzi et al. (2019) παρουσίασαν ένα νευροασαφές σύστημα για τον καθορισμό των εναλλακτικών μη γραμμικών δυναμικών συστημάτων ενός αεροσκάφους το οποίο έχει υποστεί βλάβη. Ένα νευροασαφές σύστημα για την ταυτοποίηση δυναμικών συστημάτων διακριτού χρόνου και τη διαχείριση προβλημάτων πρόβλεψης χρονοσειρών, προτάθηκε από τους Samanta et al. (2019). Οι Tian et al. (2019) πρότειναν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα υπό τη θεώρηση της στρατηγικής ελάχιστης ισοδύναμης κατανάλωσης, ώστε να επιτευχθεί ενεργειακή βελτιστοποίηση σε υβριδικά ηλεκτρικά λεωφορεία. Οι Urasani & Om (2019) ανέπτυξαν ένα τροποποιημένο και παράλληλα υλοποιημένο με χρήση GPU νευροασαφές σύστημα για την ανίχνευση εισβολών σε δίκτυα σε πραγματικό χρόνο. Τα αποτελέσματα σημειώνουν την υπεροχή του προτεινόμενου συστήματος έναντι άλλων από τη βιβλιογραφία. Οι Xu et al. (2019) παρουσίασαν ένα νευροασαφές σύστημα εκτίμησης σε πραγματικό χρόνο της κατάστασης MOFSET συσκευών ενέργειας.

Οι Amirkhani et al. (2020) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο τροχοφόρων κινητών ρομπότ, λαμβάνοντας υπόψη τις όποιες αβεβαιότητες. Οι Ben Hazem et al. (2020) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για την εκτίμηση τριβών στις συνδέσεις ενός ανάστροφου εκκρεμής. Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο βασίζεται στη συνάρτηση ακτινικής βάσης, ενώ ένας ασαφής λογικός ελεγκτής χρησιμοποιείται για την εκτίμηση στις επιμέρους συνδέσεις. Οι Bobyr & Emelyanov (2020) πρότειναν ένα νέο αλγόριθμο εκπαίδευσης ενός νευροασαφούς συστήματος για περιπτώσεις ελέγχου δυναμικών συστημάτων. Τα υπολογιστικά πειράματα υπογραμμίζουν τη θετική επίδραση της νέας μεθόδου στην ακρίβεια του συστήματος. Οι Caliskan et al. (2020) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για την εξάλειψη του θορύβου σε εφαρμογές επεξεργασίας εικόνας και αναγνώρισης προτύπων. Η εκπαίδευση των πολλαπλών νευροασαφών φίλτρων βασίστηκε στον αλγόριθμο τεχνητής αποικίας μελισσών. Οι Das et al. (2020) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα για την ανάλυση ασθενειών μέσω της εξαγωγής και της κατηγοριοποίησης χαρακτηριστικών. Ο de Campos Souza (2020) παρουσίασε μία βιβλιογραφική μελέτη των βασικότερων τεχνικών και εφαρμογών που χρησιμοποιούνται αναφορικά με τα νευροασαφή συστήματα. Οι El-Hasnony et al. (2020) πρότειναν ένα νευροασαφές σύστημα, το οποίο χρησιμοποιεί υβριδικά πλαίσια για την πρόβλεψη της νόσου του Parkinson σε περιβάλλοντα Internet of Things (IoT). Οι Ferdous et al. (2020) ανέπτυξαν έναν αυτοπροσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο μικρών εναέριων οχημάτων. Οι Harifi et al. (2020) επισήμαναν το κρίσιμο ρόλο της επιλεγόμενης μεθόδου βελτιστοποίησης κατά την εκπαίδευση ενός υβριδικού νευροασαφούς συστήματος. Οι ερευνητές εξέτασαν έναν νέο αλγόριθμο, γνωστό στη διεθνή βιβλιογραφία ως Emperor Penguins Colony (Αποικία Βασιλικών Πιγκουίνων). Το υβριδικό σχήμα χρησιμοποιεί επίσης υβριδικές τεχνικές εκπαίδευσης βασιζόμενες στις μεθόδους οπισθοδιάδοσης επικλινούς καθόδου και ελαχίστων τετραγώνων.

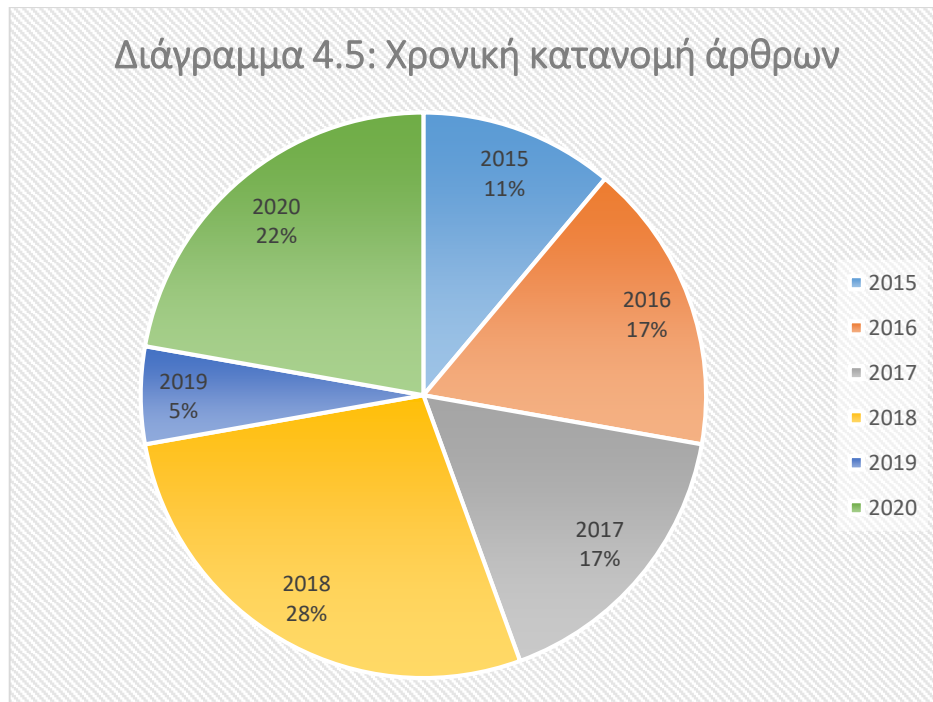
Οι Jallal et al. (2020) χρησιμοποίησαν ένα νευροασαφές σύστημα για την πρόβλεψη της καταναλωμένης ενέργειας σε ένα κτήριο. Για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του συστήματος έγινε χρήση του αλγορίθμου, ο οποίος στη διεθνή βιβλιογραφία είναι γνωστός ως Gender-difference firefly algorithm. Οι Lin et al. (2020) ανέπτυξαν ένα νευροασαφές σύστημα για την πρόβλεψη της ποιότητας του αέρα. Για την εκπαίδευση του συστήματος χρησιμοποιήθηκε ένας υβριδικός αλγόριθμος, βασισμένος σε γνωστά μεθευρετικά σχήματα. Οι Liu et al. (2020)

παρουσίασαν ένα υβριδικό νευροασαφές σύστημα, βελτιστοποιημένο μέσω του αλγορίθμου οντοτήτων συσχετίσεων (state transition algorithm - STA) για την μοντελοποίηση online εικονικών αισθητήρων (soft sensors). Η επιλογή του STA βασίστηκε στις δυνατότητές του για ισχυρότερη αναζήτηση, καλύτερη ακρίβεια αναζήτησης και ταχύτερη σύγκλιση. Οι Malekizadeh et al. (2020) ανέπτυξαν ένα Tagaki-Sugeno-Kang νευροασαφές σύστημα, το οποίο εκπαιδεύτηκε μέσω ενός τοπικού γραμμικού δένδροειδούς μοντέλου. Ιδιαίτερο ρόλο στην επίτευξη πρόβλεψης υψηλής ακρίβειας διαδραματίζει η προσέγγιση των ερευνητών να διαχωρίσουν το σύστημα ενέργειας σε μικρότερες περιοχές. Οι Petković et al. (2020) παρουσίασαν ένα νευροασαφές σύστημα για την εξατμοδιαπνοή καλλιέργειας, λαμβάνονται υπόψη τις καιρικές συνθήκες. Οι Ren et al. (2020) εστίασαν στην ανάπτυξη ενός ευφυούς συστήματος επιλογής παρόχων υπηρεσιών συντήρησης σε γεωργικά δίκτυα. Για την επιτυχή δημιουργία ενός τέτοιου συστήματος ακολούθησαν μία νευροασαφής προσέγγιση. Οι Subhrajit et al. (2020) πρότειναν Μπεϋζιανό νευροασαφές σύστημα για την εκτίμηση χρονοσειρών σε πραγματικό χρόνο. Ένα νευροασαφές σύστημα, εκπαιδευμένο με έναν αλγόριθμο βασισμένο σε ένα ιεραρχικό δυαδικό δέντρο, για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη του φορτίου σε ευφυή δίκτυα ενέργειας. Ιδιαίτερο χαρακτηριστικό του προτεινόμενου συστήματος αποτελεί η δυνατότητα να διαμοιράζει το διάνυσμα εισερχόμενων δεδομένων σε ένα γραμμικό και ένα μη γραμμικό διάνυσμα και η εφαρμογή της βέλτιστης γραμμικής συνάρτησης εγκυρότητας και η σιγμοειδή συνάρτηση εγκυρότητας αντίστοιχα. Αυτό το χαρακτηριστικό βελτιώνει σημαντικά τη συνολική απόδοση, όπως σημειώνεται και από τη στατιστική ανάλυση επί των αποτελεσμάτων. Οι Tiruneh et al. (2020) μελέτησαν συστηματικά τη βιβλιογραφία αναφορικά με τα νευροασαφή συστήματα αναφορικά με τον τομέα της διαχείρισης και της μηχανικής των κατασκευών.

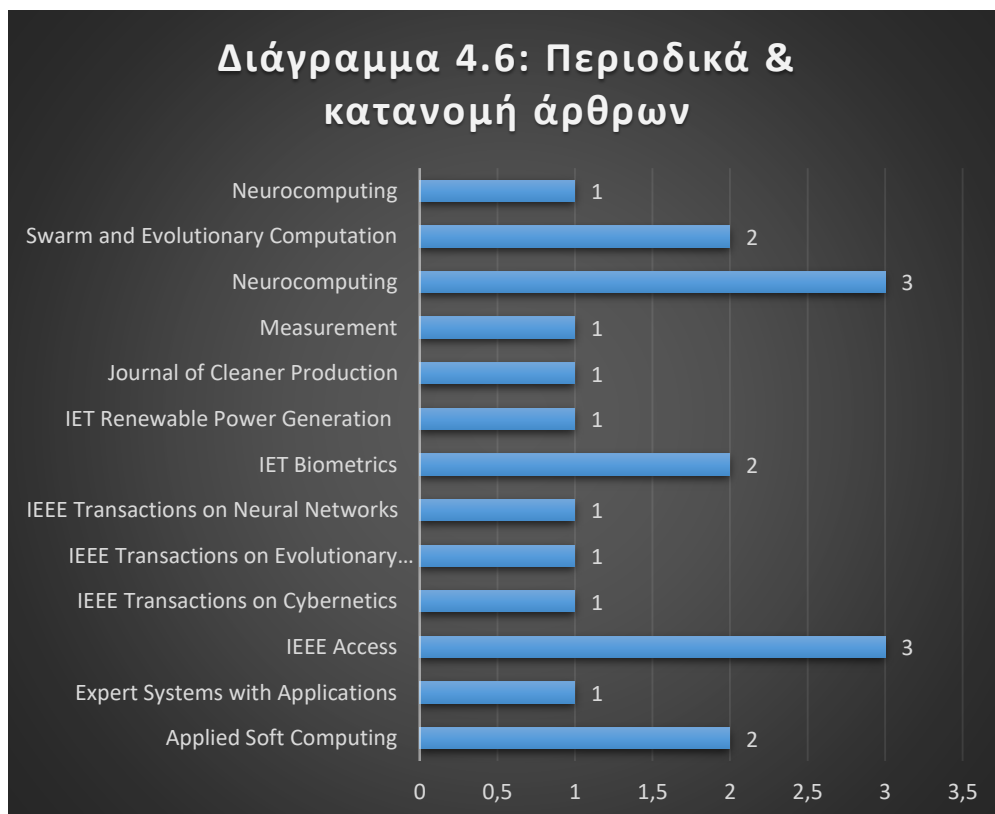
## 5.2 Εξελικτικά Νευρωνικά Συστήματα

Σκοπός της υβριδίωσης, όπως έχει σημειωθεί, είναι η ανάπτυξη υπολογιστικά ισχυρότερων συστημάτων από τα ήδη υπάρχοντα. Μία τέτοια κατηγορία είναι ο συνδυασμός Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και εξελικτικών αλγορίθμων. Ακριβέστερα, ο συνδυασμός των συγκεκριμένων τεχνολογιών οδηγεί στη βελτίωση της φάσης εκπαίδευσης, της παραγωγικότητας και της ικανότητας του συστήματος να επιλύουν προβλήματα (Jiau & Huang, 2018).

Αρχικά, πραγματοποιήθηκε αναζήτηση άρθρων στην IEEEExplore. Ο πρώτος όρος που χρησιμοποιήθηκε είναι ο “neuro-evolutionary system” και η αναζήτηση κατέγραψε πέντε αποτελέσματα, τα οποία ήταν όλα έγκυρα, αλλά μόλις ένα από αυτά ήταν επιλέξιμο. Τα μη επιλέξιμα άρθρα ήταν αναφέρονταν σε πιο σύνθετα υβριδικά συστήματα, είτε δεν εστίαζαν στην υβριδίωση των δύο ζητούμενων τεχνικών. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε αναζήτηση με τον όρο “evolutionary neural system” και είχε ως αποτέλεσμα 47 άρθρα, εκ των οποίων τα 42 ήταν έγκυρα και τα 9 από αυτά επιλέξιμα. Η αναζήτηση με την προσθήκη της λέξης “hybrid” στους προηγούμενους όρους δεν οδήγησε σε διαφορετικά αποτελέσματα. Έπειτα της ολοκλήρωσης της αναζήτησης στην IEEEExplore, πραγματοποιήθηκε διερεύνηση της βάσης δεδομένων ScienceDirect με τους ίδιους όρους. Ο όρος “neuro-evolutionary” επέστρεψε 60 αποτελέσματα, από τα οποία τα 56 ήταν έγκυρα και μόλις τα τρία ήταν τελικώς επιλέξιμα. Με τη χρήση του όρου “evolutionary neural system”, επεστράφησαν 342 αποτελέσματα. Από αυτά τα 297 ήταν έγκυρα και μόλις τα επτά ήταν επιλέξιμα. Η χρονική κατανομή των επιλέξιμων άρθρων αποτυπώνεται στο Διάγραμμα 4.5.



Στη συγκεκριμένη περίπτωση δε δύναται να ειπωθεί ότι υπάρχει μία σταθερή πορεία, ανοδική ή μη, εντός της μελετώμενης πενταετίας. Ωστόσο, είναι εμφανές ότι αθροιστικά τα τελευταία τρία έτη παρατηρείται μία αύξηση του ενδιαφέροντος των ερευνητών για την ανάπτυξη εξελικτικών νευρωνικών συστημάτων. Η κατανομή αυτών των δουλειών στα περιοδικά συνοψίζεται στο Διάγραμμα 4.6.



Είναι εμφανές από το Διάγραμμα 4.6 ότι για την περίπτωση των εξελικτικών νευρωνικών συστημάτων δεν υπάρχει κάποιο επιστημονικό περιοδικό που να συγκεντρώνει την πληθώρα των άρθρων.

### Βιβλιογραφική επισκόπηση

Οι Khan et al. (2015) παρουσίασαν ένα Καρτεσιανό γενετικού προγραμματισμού Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο για την εκτίμηση του εύρους ζώνης για τη μεταφορά δυαδικών ψηφίων με μεταβλητό ρυθμό κατά το σχεδιασμό μετάδοσης βιντεοπαιχνιδιού. Σκοπός του προτεινόμενου συστήματος ήταν η εκμετάλλευση των ισχυρών δομικών χαρακτηριστικών του Καρτεσιανού γενετικού προγραμματισμού και των λειτουργικών ιδιοτήτων των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Ο Praczyk το 2015 χρησιμοποίησε ένα εξελικτικό νευρωνικό σύστημα για την πρόβλεψη του προσανατολισμού των πλοίων. Οι Ray & Subudhi (2015) ανέπτυξαν ένα υβριδικό σύστημα για την εκτίμηση της ύπαρξης αρμονικών σε συστήματα ενέργειας. Οι ερευνητές πρότειναν έναν νέο μεθευρετικό εξελικτικό αλγόριθμο γνωστό ως Adaline based Bacterial Foraging Optimization algorithm, ο οποίος πετυχαίνει ταχύτερη σύγκλιση συγκριτικά με τους ΓΑ και τους αλγορίθμους PSO. Τα αποτελέσματα δείχνουν εκτίμηση ανώτερης ποιότητας, με ταχύτερη σύγκλιση. Οι Chandra & Chand (2016) αξιολόγησαν την απόδοση εξελικτικών εμπρόσθια τροφοδοτούμενων ΤΝΔ και ΤΝΔ με ανάδραση, για την πρόβλεψη χρονοσειρών για χρηματοοικονομικές εφαρμογές. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το υβριδικό σύστημα με ΤΝΔ με ανάδραση παρουσιάζει καλύτερη ικανότητα γενίκευσης στις περιπτώσεις πραγματικών προβλημάτων με χρονοσειρές. Ένα κρίσιμο θέμα ασφάλειας στα καταναμημένα συστήματα ενέργειας είναι η νησιδοποίηση, δηλαδή η συνέχιση παροχής ηλεκτρικού φορτίου σε ένα δίκτυο από έναν καταναμημένο παραγωγό, παρά την αποσύνδεση του τελευταίου. Για την ανίχνευση αυτού του επικίνδυνου φαινομένου, οι Raza et al. (2016) ανέπτυξαν ένα υβριδικό ΤΝΔ με έναν PSO αλγόριθμο. Ουσιαστικά, η χρήση των εξελικτικών αλγορίθμων οδηγεί σε βελτιωμένη ακρίβεια του ΤΝΔ, καθώς βελτιστοποιεί πλήθος θεμάτων όπως το πλήθος των νευρώνων εντός των κρυφών στρωμάτων.

Οι Dorado-Moreno et al. (2017) ανέπτυξαν ένα εξελικτικό νευρωνικό σύστημα στήριξης αποφάσεων για την περίπτωση του προβλήματος μεταμόσχευσης ήπατος.

Δεδομένης της πολυπλοκότητάς του έγινε συνδυασμός μίας εξελικτικής τεχνικής ευαίσθητης ως προς το κόστος και μίας τεχνικής oversampling μαζί με το ΤΝΔ. Η υβριδίαση, όπως φαίνεται και από τα αποτελέσματα, οδήγησε σε σημαντική βελτίωση της προβλεπτικής ικανότητας του μοντέλου. Οι Zhang et al. (2017) ανέπτυξαν ένα υβριδικό σύστημα ενός βαθύως ΤΝΔ πεποιθήσεων με έναν πολυκριτήριο εξελικτικό αλγόριθμο για την εκτίμηση της απομένουσας ωφέλιμης διάρκειας ζωής ενός συστήματος. Οι Ahmadi & Akbarizadeh (2018) ανέπτυξαν ένα υβριδικό σύστημα βασισμένο σε Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων και έναν PSO αλγόριθμο. Σκοπός του συστήματος είναι η εύρωστη αναγνώριση της ίριδος στα πλαίσια βιομετρικών εφαρμογών σε συστήματα ασφαλείας. Τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης μελέτης έδειξαν ότι το προτεινόμενο σύστημα λειτουργεί καλύτερα από πολλές γνωστές τεχνικές στη βιβλιογραφία. Οι Jiau & Huang (2018) παρουσίασαν ένα εξελικτικό νευρωνικό δίκτυο για την επίλυση του προβλήματος υπηρεσιών συνεπιβατισμού. Οι Nirmana Sreedharan et al. (2018) πρότειναν ένα εξελικτικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο για την αναγνώριση συναισθημάτων από εκφράσεις του προσώπου. Ο εξελικτικός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται, είναι γνωστός στη διεθνή βιβλιογραφία ως Grey Wolf Optimization algorithm. Η κύρια συμβολή του έγκειται στην επιλογή των πιο κατάλληλων χαρακτηριστικών, καθώς και στο βέλτιστο καθορισμό των βαρών στο ΤΝΔ σε συνεργασία με τη μέθοδο των Levenberg-Marquardt. Ο Plawiak (2018) παρουσίασε ένα εξελικτικό νευρωνικό σύστημα για την αναγνώριση καρδιακών διαταραχών βάσει των σημάτων από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Για την κατάλληλη εκπαίδευση του ΤΝΔ και τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων χρησιμοποιείται ένας ΓΑ. Οι Raja et al. (2018) πρότειναν ένα εξελικτικό ΤΝΔ, το οποίο χρησιμοποιεί ένα ΓΑ για τη βελτιστοποίηση των βαρών σε ένα εμπρόσθια τροφοδοτούμενο ΤΝΔ για την περίπτωση συστημάτων ιδιόμορφων διαταραχών. Για την επανεκπαίδευση του συστήματος εξετάστηκαν τέσσερις τεχνικές μηχανικής μάθησης και σύμφωνα με τα αποτελέσματα, το υβριδικό σύστημα απέδωσε καλύτερα χρησιμοποιώντας τη Μηχανή Διανύσματος Υποστήριξης.

Οι Anh et al. (2019) ανέπτυξαν ένα προσαρμοστικό εξελικτικό νευρωνικό σύστημα για τον έλεγχο των μη γραμμικών διαταραχών σε τεχνητούς πνευμονικούς μύες. Το σύστημα αποτελείται από ένα νέο ΤΝΔ, το οποίο καλείται στη διεθνή βιβλιογραφία ως inverse and forward neural NARX (IFNN) και έναν τροποποιημένο



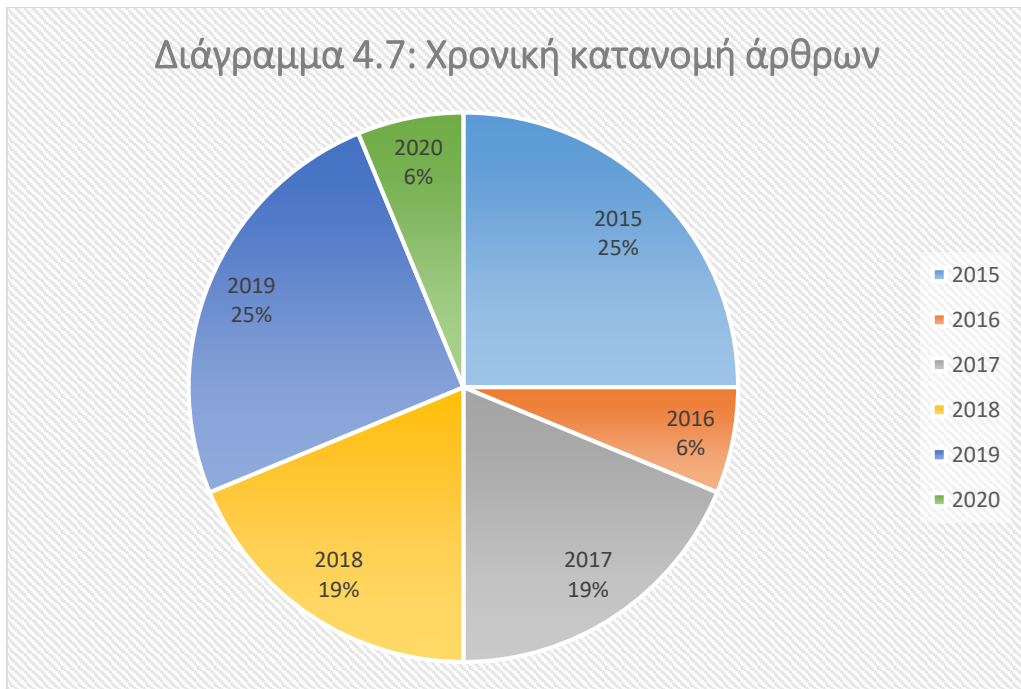
αλγόριθμο διαφορικής εξέλιξης. Το TNA χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό των όποιων πιθανών μη γραμμικών χαρακτηριστικών και χαρακτηριστικών υστέρησης και ο εξελικτικός αλγόριθμος για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του δικτύου. Οι Choi & Ahn (2019) ανέπτυξαν ένα εξελικτικό νευρωνικό σύστημα αυτοματοποιημένης δημιουργίας έργων τέχνης. Ο πυρήνας του συστήματος αποτελείται από ένα TNA και έναν αλγόριθμο διαφορικής εξέλιξης για την εκπαίδευση του δικτύου να αναπαριστά με καλύτερο τρόπο τα χρώματα που περιέχουν τα δημιουργήματα. Ένα υβριδικό σύστημα διάγνωσης του διαβήτη, βασισμένο σε εξελικτικούς αλγορίθμους, όπως ο ΓΑ και ο λεγόμενος Evolutionary correlated gravitational search algorithm, και σε TNA προτάθηκε από τους Jayashree & Ananda Kumar (2019). Ο ΓΑ χρησιμοποιείται για την εσωτερική βελτιστοποίηση του TNA, ενώ ο δεύτερος, κατά σειρά αναφοράς, εξελικτικός αλγόριθμος εφαρμόζεται για την επιλογή των απαραίτητων χαρακτηριστικών. Οι Laredo et al. (2019) πρότειναν ένα εξελικτικό νευρωνικό σύστημα για την εκτίμηση της απομένουσας ωφέλιμης ζωής ενός μηχανικού συστήματος. Οι Marzouq et al. (2019) ασχολήθηκαν με την αυτοματοποίηση της επιλογής κατάλληλων δεδομένων εισόδου για ένα TNA, το οποίο πέτυχαν αναπτύσσοντας ένα εξελικτικό νευρωνικό σύστημα. Κύριος στόχος της μελέτης τους ήταν η εκτίμηση της ημερήσιας οριζόντιας ηλιακής ακτινοβολίας, με επίκεντρο την πόλη Fez στο Μαρόκο.

Οι Ahmad et al. (2020) παρουσίασαν έξι διαφορετικά εξελικτικά TNA για την ακριβή πρόβλεψη φορτίου, με σκοπό τη διαχείριση και το σχεδιασμό της ενέργειας. Οι Sarvari et al. (2020) ανέπτυξαν ένα εξελικτικό TNA για την αποδοτική ανίχνευση διαταραχών εισβολής. Το προτεινόμενο σύστημα αποτελείται από ένα συνδυασμό ενός TNA και ενός τροποποιημένου αλγορίθμου που βασίζεται στην αναπαραγωγή των κούκων (Cuckoo Search Algorithm), γνωστός στη διεθνή βιβλιογραφία ως Mutation Cuckoo Fuzzy. Η βασική ισχύς του συστήματος έγκειται στην ικανότητα να επιλέγει και να χρησιμοποιεί τα πλέον σχετικά χαρακτηριστικά, με αποτέλεσμα να επιτυγχάνεται σημαντική βελτίωση στους χρόνους εκτέλεσης καθώς και στην απόδοση του συστήματος ανίχνευσης. Ένα υβριδικό σύστημα ενός βελτιωμένου Γενετικού Αλγορίθμου κι ενός TNA προτάθηκε από τους Shang et al. (2020) για την περίπτωση εξελικτικών υλικών. Η υιοθέτηση του συγκεκριμένου υβριδικού συστήματος οδήγησε σε αυξημένη ταχύτητα επεξεργασίας και βελτιωμένης υπολογιστικής απόδοσης, καθώς το σύστημα χαρακτηρίζεται από ευελιξία.

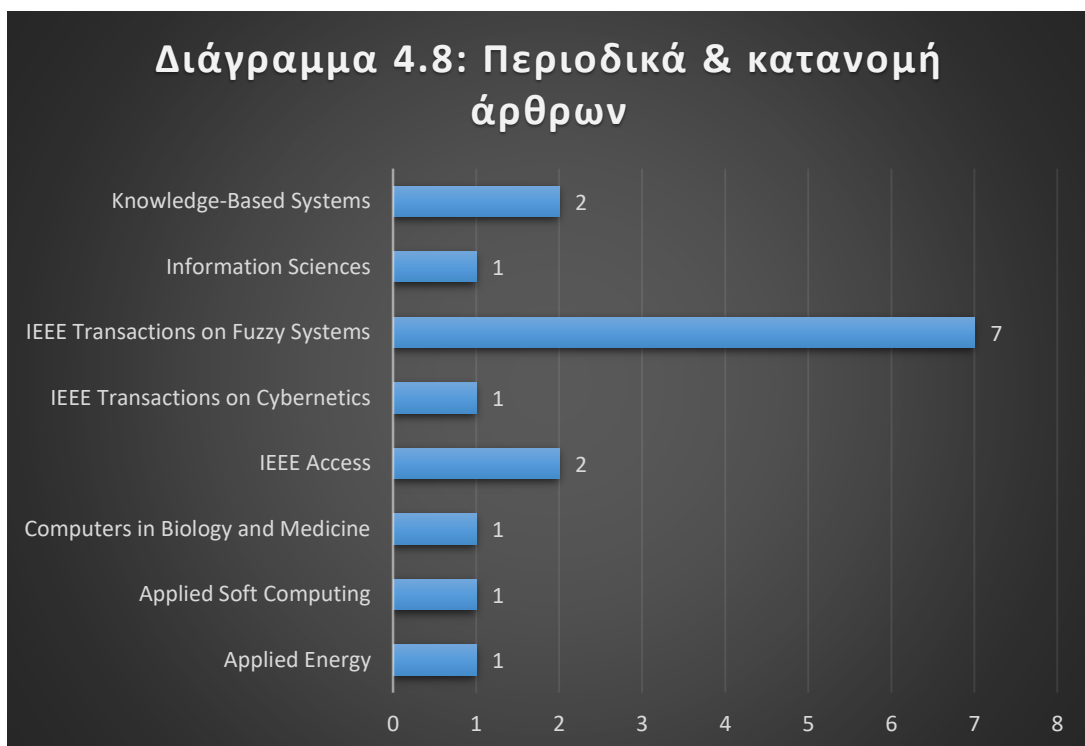
### 5.3 Ασαφή Εξελικτικά Συστήματα

Τα ασαφή εξελικτικά συστήματα αποτελούν ενοποιημένα συστήματα που χρησιμοποιούν στοιχεία από τις τεχνολογίες των συστημάτων ασαφούς λογικής και των εξελικτικών αλγορίθμων. Στη βιβλιογραφία σημειώνονται δύο τρόποι, μέσω των οποίων είναι εφικτή αυτή η ενοποίηση (Herrera & Lozano, 2009). Κατά τη μία προσέγγιση αφορά τη χρήση εξελικτικών αλγορίθμων για τη βελτιστοποίηση προβλημάτων που άπτονται της θεματικής των συστημάτων ασαφούς λογικής. Ομοίως, κατά τη δεύτερη προσέγγιση, χρησιμοποιούνται εργαλεία και τεχνικές της ασαφούς λογικής για την υλοποίηση διαφορετικών δομικών στοιχείων των εξελικτικών αλγορίθμων. Φυσικά, είναι αναγκαίο να σημειωθεί μία ακόμη φορά, ότι οποιαδήποτε προσέγγιση και αν επιλεγθεί, θα πρέπει το παραγόμενο υβριδικό σχήμα να οδηγεί σε βελτίωση της απόδοσης.

Η αναζήτηση στην IEEEXplore πραγματοποιήθηκε με δύο όρους. Ο πρώτος όρος είναι ο “fuzzy evolutionary system” και ο άλλος ο “evolutionary fuzzy system”. Με τον πρώτο όρο, η βάση επέστρεψε 16 αποτελέσματα, όλα έγκυρα και 10 από τα οποία ήταν επιλέξιμα. Τα ίδια ακριβώς αποτελέσματα επεστράφησαν και με τη χρήση του όρου αναζήτησης “evolutionary fuzzy system”. Η αναζήτηση στη ScienceDirect τόσο με τον όρο “fuzzy evolutionary system” όσο και με τον όρο “evolutionary fuzzy system” επέστρεψαν τα ίδια ακριβώς αποτελέσματα. Ακριβέστερα, καταγράφηκαν 189 αποτελέσματα. Το πως κατανέμονται τα άρθρα εντός της μελετώμενης πενταετίας παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 4.7.



Στο Διάγραμμα 4.8 σημειώνονται και τα επιστημονικά περιοδικά στα οποία δημοσιεύτηκαν τα επιλέξιμα άρθρα.



## Βιβλιογραφική επισκόπηση

Το θέμα της επικάλυψης ανομοιογενών δεδομένων σε εφαρμογές ταξινόμησης είναι ιδιαίτερα κρίσιμο. Επομένως, είναι αναγκαία τόσο η δημιουργία μίας βάσης γνώσης για την καθοδήγηση της ταξινόμησης, αλλά κυρίως η εφαρμογή μίας μεθόδου για τη συστηματική επιλογή κατάλληλων κανόνων. Έτσι, οι Alshomrani et al. (2015) πρότειναν ένα εξελικτικό ασαφές σύστημα, η απόδοση του οποίου κατά τη φάση των υπολογιστικών πειραμάτων ήταν ιδιαίτερα ικανοποιητική και υποσχόμενη. Οι Cabrera et al. (2015) πρότειναν ένα σύστημα ασαφούς λογικής για τον έλεγχο της πρόσφυσης στις μοτοσικλέτες, καθώς και έναν εξελικτικό αλγόριθμο για τη βελτιστοποίησή του. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η συνδυαστική χρήση του εξελικτικού αλγορίθμου συμβάλλει σημαντικά στη βελτίωση της απόδοσης του συστήματος, σε σχέση με την περίπτωση όπου ο έλεγχος εξαρτάται αποκλειστικά από την εμπειρία. Οι Fernández et al. (2015) προέβησαν σε μία βιβλιογραφική διερεύνηση της εξέλιξης των ασαφών εξελικτικών συστημάτων. Οι Sanz et al. (2015) παρουσίασαν ένα ασαφές εξελικτικό σύστημα για την πρόβλεψη σε πραγματικές χρηματοοικονομικές εφαρμογές με ασταθή δεδομένα. Οι Coelho et al. (2016) ανέπτυξαν ένα υβριδικό αυτοπροσδιοριζόμενο ασαφές εξελικτικό σύστημα για την πρόβλεψη του φορτίου σε περιβάλλοντα ευφών πλεγμάτων. Το προτεινόμενο σύστημα συνδυάζει ένα σύστημα ασαφούς λογικής και έναν υβριδικό εξελικτικό αλγόριθμο, ο οποίος συνδυάζει Στρατηγικές Εξέλιξης και τον αλγόριθμο της Διαδικασίας Άπληστης Τυχαιοποιημένης Προσαρμοστικής Αναζήτησης (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure – GRASP).

Οι Alcalá-Fdez et al. (2017) πρότειναν ένα ασαφές εξελικτικό σύστημα για τη διαχείριση της μονοτονικής ταξινόμησης. Μέσω στατιστικής ανάλυσης και συγκρίσεων με γνωστούς ταξινομητές, οι ερευνητές κατέδειξαν την ποιότητα του συστήματός τους. Οι Antonelli et al. (2017) ασχολήθηκαν με το πρόβλημα της ταξινόμησης χρηματοοικονομικών δεδομένων μέσω της ανάπτυξης ενός εξελικτικού αλγορίθμου για τη βελτιστοποίηση ασαφών κανόνων. Οι Mansouryoor & Asadi (2017) παρουσίασαν ένα σύστημα για τη διάγνωση του διαβήτη, το οποίο αποτελεί υβριδισμό ενός ασαφούς συστήματος για τη δόμηση μίας βάσης κανόνων, και ενός Γενετικού Αλγορίθμου, ο οποίος χρησιμοποιείται για τη βέλτιστη επιλογή κατάλληλων κανόνων. Οι Pulgar-Rubio et al. (2017) πρότειναν ένα πολυκριτηριακό εξελικτικό ασαφές σύστημα για την εύρεση υποομάδων σε περιβάλλοντα μεγάλων

δεδομένων. Ο πυρήνας του συστήματος αποτελείται από έναν πολυκριτηριακό εξελικτικό αλγόριθμο, ο οποίος ακολουθεί τη προσέγγιση του γνωστού Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). Οι Cózar et al. (2018) ανέπτυξαν ένα καθοδηγούμενο από την πολυπλοκότητα των δεδομένων ασαφές εξελικτικό σύστημα για την ταξινόμηση δεδομένων, το οποίο στη διεθνή βιβλιογραφία είναι γνωστό ως Fuzzy Association Rule-Based Classification model for High-Dimensional problems. Η ζητούμενη καθοδήγηση επιτυγχάνεται μέσω της δημιουργίας συγκεκριμένων κανόνων και τελικώς αποφάσεων βασισμένων σε αυτούς. Οι Garcia Vico et al. (2018) ανέπτυξαν έναν πολυκριτηριακό εξελικτικό αλγόριθμο, βασισμένο στο γνωστό αλγόριθμο NSGA-II, για τη βέλτιστη εύρεση κανόνων για διαφοροποιούμενα χαρακτηριστικά ως προς μία καθορισμένη ιδιότητα. Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί, επίσης, μία προσέγγιση ασαφούς λογικής για την προσέγγιση της ανθρώπινης συλλογιστικής. Τα υπολογιστικά πειράματα σημειώνουν την υπεροχή της προτεινόμενης προσέγγισης συγκριτικά με άλλες μεθόδους στη βιβλιογραφία. Οι Juang et al. (2018) πρότειναν ένα ασαφές εξελικτικό σύστημα για τον έλεγχο ενός ρομποτικού συστήματος. Ο πυρήνας του συστήματος είναι ένα ασαφές σύστημα και ένας εξελικτικός αλγόριθμος βασισμένος στην αποικία των μυρμηγκιών. Σχετικά με το πλαίσιο της προσέγγισής τους, αξίζει να σημειωθεί ότι θεωρείται η ύπαρξη ενός πλήθους από επιμέρους μικρότερες αποικίες, οι οποίες αντιστοιχίζονται με ένα ασαφές σύστημα. Κάθε ασαφές σύστημα βελτιστοποιείται μέσω του εξελικτικού αλγορίθμου.

Οι Aghaeipoor & Javidí (2019) ανέπτυξαν ένα πολυκριτηριακό εξελικτικό ασαφές σύστημα για την αντιμετώπιση προβλημάτων παλινδρόμησης με δεδομένα μεγάλων διαστάσεων. Το προτεινόμενο σύστημα αποτελείται από δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο υλοποιείται μία πολυκριτηριακή μέθοδος εκμάθησης, η οποία μαθαίνει τα πλέον σχετικά χαρακτηριστικά και καθορίζει έως ένα περιορισμένο βαθμό τις συναρτήσεις συμμετοχής. Στο δεύτερο στάδιο εφαρμόζεται μία πολυκριτηριακή μέθοδος τροποποιήσεων, η οποία τροποποιεί το παραγόμενο ασαφές σύστημα και αποσκοπεί στην απαλοιφή αδύναμων κανόνων. Οι Juang & Bui (2019) πρότειναν ένα υβριδικό σύστημα, το οποίο συνδυάζει ένα πληθυσμό από ασαφή συστήματα και ένα πολυκριτηριακό εξελικτικό αλγόριθμο, βασισμένο στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών. Σκοπός του συστήματος είναι η ενίσχυση και ο έλεγχος της ρομποτικής μάθησης. Οι Mishra et al. (2019) ανέπτυξαν ένα ασαφές εξελικτικό

σύστημα βασισμένο στους Γενετικούς Αλγορίθμους για την ανίχνευση οντοτήτων στο Διαδίκτυο των πραγμάτων. Οι Tsakiridis et al. (2019) πρότειναν ένα υβριδικό σύστημα για την πρόβλεψη του οργανικού άνθρακα στο έδαφος, μέσω βιβλιοθηκών εδαφικών φασματικών υπογραφών. Το σύστημα συνθέτουν ένας μεθευρετικός εξελικτικός αλγόριθμος διαφορικής εξέλιξης και ένα ασαφές σύστημα. Από τα αποτελέσματα της έρευνας είναι σαφές ότι το προτεινόμενο σύστημα αποδίδει το ίδιο ή καλύτερα από τις τρέχουσες state-of-the-art τεχνικές. Οι Elhefnawy et al. (2020) υλοποίησαν ένα γενετικό ασαφές σύστημα, το οποίο συνδυάζει έναν Γενετικό Αλγόριθμο με ένα σύστημα ασαφούς λογικής για την ανίχνευση εισβολών και επιθέσεων σε πληθώρα δικτύων. Ουσιαστικά το σύστημα διακρίνεται σε δύο ΓΑ ασαφούς λογικής (Genetic Fuzzy Algorithms), έναν εσωτερικό και έναν εξωτερικό. Ο εξωτερικός χρησιμοποιείται για να παράγει και να εξελίσει ασαφή σύνολα, ενώ ο εσωτερικός εκπαιδεύεται βάσει των αποτελεσμάτων του πρώτου και δημιουργεί ασαφείς κανόνες. Τελικώς, η συνολική μέθοδος κατηγοριοποιεί τις επιθέσεις με βάση την κρισιμότητά τους. Οι ερευνητές προχώρησαν σε σχετικές συγκριτικές μελέτες, από τις οποίες υπογραμμίζεται η υψηλή ακρίβεια του συστήματος και η υπεροχή του σε σχέση με άλλες υψηλού επιπέδου τεχνικές στη βιβλιογραφία.

## **6. Υβριδικά Συστήματα Υπολογιστικής Νοημοσύνης με Έμπειρα Συστήματα**

### **6.1 Νευρωνικά Έμπειρα Συστήματα**

Όπως έχει σημειωθεί τόσο τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα όσο και τα Έμπειρα Συστήματα παρουσιάζουν κάποια πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Η συνδυαστική χρήση αυτών των τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης πηγάζει από το σκεπτικό της παράλληλης εκμετάλλευσης των δυνατοτήτων τους και της ελαχιστοποίησης των επιμέρους μειονεκτημάτων τους. Ακριβέστερα, η ύπαρξη πληθώρας κανόνων σε περιπτώσεις προβλημάτων πρακτικού ενδιαφέροντος, δεδομένων των συνδυαστικών πιθανοτήτων ή των δυσκολιών καθορισμού αρχικών υποθέσεων είναι χαρακτηριστικό

δείγμα μειονεκτημάτων των Έμπειρων Συστημάτων. Ομοίως, η έλλειψη δομημένης αναπαράστασης γνώσης και η αδυναμία επεξήγησης της συλλογιστικής των ενεργειών που πραγματοποιούνται σε ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο, αποτελούν βασικά μειονεκτήματά του. Επομένως, γίνεται αντιληπτό ότι η ενοποίηση των δύο τεχνικών αποτελεί μία πλούσια διαδικασία με πληθώρα πιθανοτήτων και αποφάσεων (Medsker, 1994).

Ο τρόπος με τον οποίο θα αναπαρίσταται η γνώση και θα διεξάγεται η εξαγωγή συμπερασμάτων σημειώνονται ως τα δύο κύρια σημεία, τα οποία οφείλουν να ληφθούν υπόψη κατά την υλοποίηση ενός υβριδικού νευρωνικού έμπειρου συστήματος (Medsker, 1994). Ο συνδυασμός των τεχνικών μπορεί να γίνει σειριακά, δηλαδή το αποτέλεσμα του ενός να αποτελεί είσοδο του άλλου, σε μία ενδεχομένως επαναληπτική δομή. Μία άλλη προσέγγιση εστιάζει στην ενσωμάτωση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων σε ένα Έμπειρο Σύστημα με τη μορφή συναρτήσεων για συγκεκριμένες εργασίες. Στην τελευταία προσέγγιση, το παραγόμενο αποτέλεσμα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων συμπεριλαμβάνεται με ένα σύνολο γεγονότων και κανόνων στις συλλογιστικές διαδικασίες του Έμπειρου Συστήματος. Ωστόσο, είναι σαφές ότι δε θεωρείται υβριδίαση των δύο τεχνικών ο επιμέρους συνδυασμός στοιχείων. Για παράδειγμα, η χρήση εξειδικευμένης γνώσης από έναν ειδήμονα για την εκπαίδευση ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου, αποτελεί μία ενδεχομένως βελτίωση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου και όχι υβριδίασή του με ένα Έμπειρο Σύστημα.

Για τη διερεύνηση της τάσης ως προς τα Νευρωνικά Έμπειρα Συστήματα, δόθηκε εστίαση στις δημοσιευμένες μελέτες από το 2015 έως το 2020 σε δύο διεθνώς αναγνωρισμένες βάσεις δεδομένων, την IEEEExplore και τη ScienceDirect του εκδοτικού οίκου Elsevier. Η αναζήτηση σε κάθε μία από τις προαναφερθείσες πραγματοποιήθηκε με τους ακόλουθους όρους/λέξεις κλειδιά:

- “neuro-expert”
- “neuro-expert systems”
- “neural expert system”
- “hybrid neural network expert system”.

Επίσης, δεδομένου ότι οι δημοσιευμένες μελέτες σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά με κριτές πρέπει να είναι πιο ολοκληρωμένες δουλειές, επιλέγεται η εστίαση αποκλειστικά σε αυτού του τύπου τις δημοσιεύσεις.

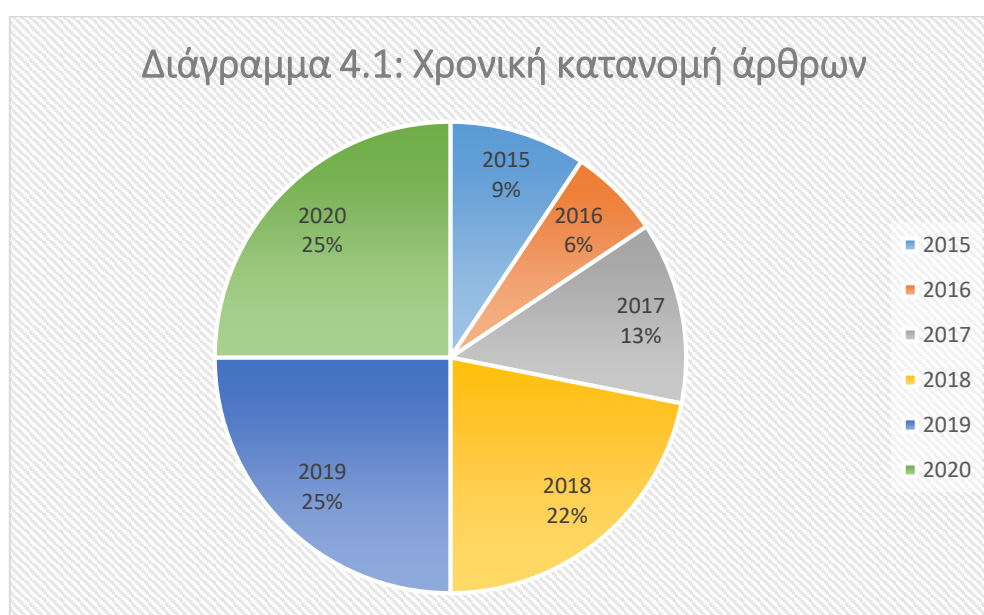
Με τον όρο “neuro-expert” η IEEEExplore επέστρεψε 10 αποτελέσματα από τα οποία τα 9 ήταν έγκυρα αλλά μη επιλέξιμα. Δηλαδή, είχαν σχέση με τις τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης, ωστόσο χρονολογικά αναφέρονταν σε εργασίες προηγούμενων ετών από το κάτω όριο του προς διερεύνηση χρονικού διαστήματος και επίσης όλα αφορούσαν μελέτες από πρακτικά συνεδρίων. Ακριβέστερα, περιείχαν μελέτες, οι οποίες πραγματοποιήθηκαν εντός της δεκαετίας 1994-2004 και εστίαζαν κυρίως σε λειτουργίες αναγνώρισης αντικειμένων. Τα ίδια ακριβώς αποτελέσματα επέστρεψε η ίδια βάση δεδομένων με χρήση του όρου “neuro-expert systems”. Χρησιμοποιώντας τον όρο “neural expert system”, η IEEEExplore επέστρεψε 4743 αποτελέσματα σε ένα χρονικό διάστημα από το 1984 έως και το 2020. Προσαρμόζοντας το συγκεκριμένο εύρος στο επιθυμητό χρονικό διάστημα (2015-2020), τα επιστρεφόμενα αποτελέσματα της IEEEExplore ήταν 1168, από τα οποία τα 887 αποτελέσματα ήταν μελέτες από συνέδρια, δύο κεφάλαια σε βιβλία, 11 άρθρα σε τεχνικά αλλά μη επιστημονικού χαρακτήρα περιοδικά και 268 άρθρα σε επιστημονικά περιοδικά. Από τα 268 άρθρα, τα 260 ήταν έγκυρα αλλά μόλις τα οκτώ από αυτά επιλέξιμα. Αντιστοίχως, χρησιμοποιώντας τον όρο “hybrid neural network expert system”, η βάση επέστρεψε 11 έγκυρα αλλά μη επιλέξιμα αποτελέσματα εντός του ζητούμενου χρονικού διαστήματος.

Με χρήση του όρου “neuro-expert” στη ScienceDirect του Elsevier και δίχως κάποιο περιορισμό, λήφθηκαν 23944 αποτελέσματα. Εστιάζοντας αποκλειστικά σε δημοσιεύσεις σε επιστημονικά περιοδικά με κριτές, τα αποτελέσματα μειώθηκαν στις 15201 και με εφαρμογή του ζητούμενου χρονικού διαστήματος στις 4945. Δεδομένου του μεγάλου πλήθους άρθρων, επιλέχθηκε να εφαρμοσθεί μία από τις επιλογές προηγμένης αναζήτησης, σύμφωνα με την οποία ο χρησιμοποιούμενος όρος αναζήτησης θα πρέπει να υπάρχει στον τίτλο, στην περίληψη ή στις λέξεις-κλειδιά του κάθε άρθρου. Με τη συγκεκριμένη προσέγγιση, τα επιστρεφόμενα αποτελέσματα μειώθηκαν στις 102 δημοσιεύσεις. Με τον όρο “neuro-expert systems” η βάση επέστρεψε 60 αποτελέσματα, με τη χρήση των προαναφερθέντων επιλογών. Και οι 60 δημοσιεύσεις είχαν καταγραφεί και με τη χρήση του όρου “neuro-expert”. Η αναζήτηση με τον όρο “neural expert system” επέστρεψε συνολικά 417



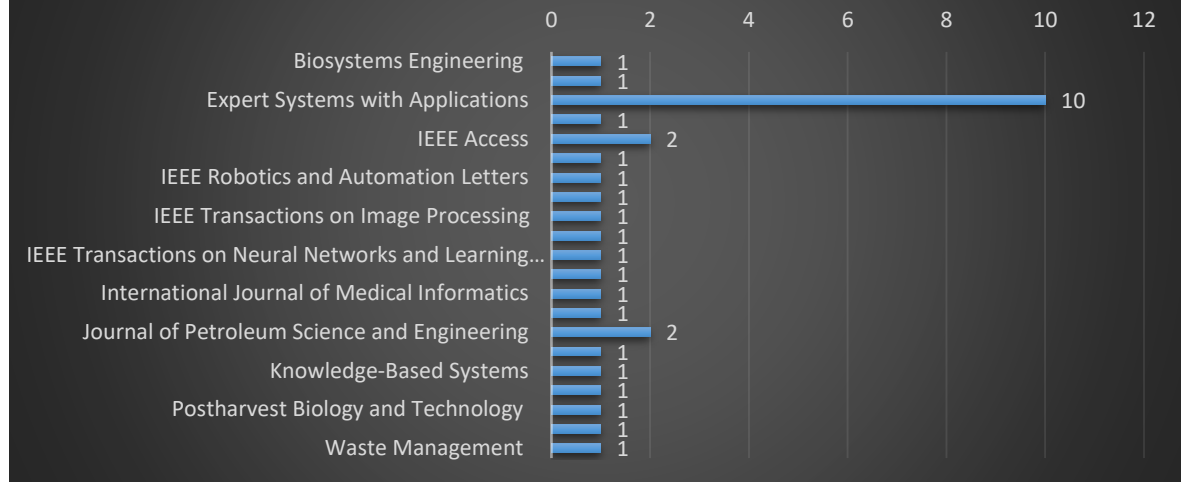
αποτελέσματα, από τα οποία τα 388 ήταν έγκυρα και από αυτά μόλις τα 21 επιλέξιμα. Ομοίως, με τη χρήση του όρου “hybrid neural network expert system” καταγράφηκαν 54 αποτελέσματα, με 48 έγκυρα και μόλις μία επιλέξιμη δημοσίευση.

Συνολικά τα επιλέξιμα άρθρα και από τις δύο βάσεις δεδομένων για το διάστημα από το 2015 έως και το 2020 ανέρχονται στα 32. Από αυτά τα οκτώ προέρχονται από την IEEE Xplore, ενώ τα υπόλοιπα 24 από τη ScienceDirect της Elsevier. Η κατανομή των άρθρων ανά χρονολογία παρουσιάζεται συνοπτικά στο Διάγραμμα 4.1.



Όπως φαίνεται από το Διάγραμμα, παρατηρείται μία αύξηση των δημοσιεύσεων που αφορούν νευρωνικά έμπειρα συστήματα, δεδομένου ότι το 72% των καταγεγραμμένων άρθρων κατανέμεται από το 2018 και έπειτα. Αντιστοίχως, στο Διάγραμμα 4.2 καταγράφονται τα επιστημονικά περιοδικά στα οποία εντοπίστηκαν οι σχετικές δημοσιεύσεις, καθώς και το πλήθος αυτών ανά περιοδικό.

## Διάγραμμα 4.2: Περιοδικά & κατανομή άρθρων



Η θεματική του περιοδικού “Expert Systems with Applications” συνάδει απόλυτα με τη φύση των νευρωνικών έμπειρων συστημάτων, κάτι το οποίο δικαιολογεί πλήρως την καταγραφή των περισσότερων σχετικών δημοσιεύσεων σε αυτό. Μάλιστα, αξίζει να σημειωθεί ότι πληθώρα έγκυρων αλλά μη επιλέξιμων άρθρων προέρχονταν από το συγκεκριμένο περιοδικό, καθώς και από τα περιοδικά “IEEE Access” και “Knowledge-Based Systems”.

### Βιβλιογραφική επισκόπηση

Οι Asadi & Ghatee (2015) παρουσίασαν ένα υβριδικό ΕΣ υποστήριξης αποφάσεων βασισμένο σε κανόνες για τη μεγιστοποίηση της ασφάλειας σε θέματα δρομολόγησης και μεταφοράς επιβλαβών υλικών (Hazardous materials–Hazmat). Ουσιαστικά, το σύστημα επιχειρεί μία υψηλής ακρίβειας εκτίμηση κινδύνου ατυχήματος αντλώντας κανόνες και γνώση από δύο ενοποιημένες βάσεις δεδομένων. Η μία βάση αφορά δεδομένα καταγεγραμμένων ατυχημάτων και η άλλη περιέχει χαρακτηριστικά δρόμων, οδηγών και οχημάτων. Για τη ζητούμενη ακρίβεια, κατά την εν λόγω εκτίμηση, χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο C4.5 για τη δημιουργία ενός Δέντρου Απόφασης. Τα αποτελέσματα του Δέντρου Απόφασης τροφοδοτούν ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο για τη γενίκευση των παραγόμενων κανόνων. Να σημειωθεί ότι δεδομένων των διαφορετικών απαιτήσεων των προβλημάτων Hazmat Logistics, οι ερευνητές προχώρησαν σε διαφορετικές τροποποιήσεις του αλγορίθμου C4.5, δημιουργώντας υπό-περιπτώσεις εντός του συστήματος. Το ίδιο έτος, οι Babar et al.

ανέπτυξαν ένα υβριδικό Έμπειρο Σύστημα για τον καθορισμό της προτεραιότητας απαιτήσεων κατά την ανάπτυξη λογισμικού, το οποίο καλείται “Priority Handler - PHandler”. Η λειτουργία της πρόβλεψης των απαιτήσεων επιτυγχάνεται μέσω της χρήσης ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με οπισθοδιάδοση, το οποίο αποσκοπεί και στη μείωση της πολυπλοκότητας του Έμπειρου Συστήματος. Οι Hatzilygeroudis & Prentzas (2015) πρότειναν ένα μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων και επεξήγησης βασισμένη σε Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο, μέσω της ενοποίησης συμβολικών κανόνων με νευρο-υπολογιστική. Ουσιαστικά, πρόκειται για μία συμπερασματική διεργασία βασιζόμενη σε συμβολισμούς, η οποία οδηγεί σε μείωση των απαιτούμενων υπολογισμών για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Επιπρόσθετα, η συγκεκριμένη προτεινόμενη προσέγγιση διακρίνεται για τον μηχανισμό επεξήγησής του, καθώς παρέχει τρεις τύπους επεξήγησης, του «πως», «γιατί» και «γιατί όχι». Οι Asadi et al. (2016) πρότειναν δύο υβριδικά Έμπειρα Συστήματα, με το ένα να αποτελεί ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα, για την πρόβλεψη του Χημικά Απαιτούμενου Οξυγόνου για τα σημεία ταφής απορριμμάτων εργαστηριακού τύπου. Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε είναι πολλαπλών στρωμάτων εμπρόσθια τροφοδοτούμενο, καθώς και πέντε αλγόριθμοι εκπαίδευσης. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι ο αλγόριθμος Κλιμακωτής Μείωσης με Ορμή (Gradient Descent with Momentum–GDM), ο Bayesian Regulation, ο Levenverg-Marquardt, ο αλγόριθμος βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης (Scaled conjugate gradient–SCD) και ο αλγόριθμος ελαστικής οπισθοδιάδοσης (Resilient Back propagation). Το 2016 οι Gómez et al. ανέπτυξαν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την ανίχνευση ρωγμών σε περιστρεφόμενες ατράκτους. Για την ανάλυση του σήματος χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Wavelet Packets και η διαδικασία ανίχνευσης πραγματοποιήθηκε μέσω της αρχιτεκτονικής Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου ακτινικής συνάρτησης βάσης (Radial Basis Function–RBF). Η υιοθέτηση της RBF προσέγγισης παρέχει σημαντικά οφέλη, όπως ταχύτερη εκπαίδευση και ευκολότερη βελτιστοποίηση δεδομένου του μειωμένου πλήθους παραμέτρων. Οι Sun & Erteking (2016) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για τη λήψη αποφάσεων αναφορικά με τις διεργασίες κυκλικής έγχυσης ατμού. Οι Minaei et al. (2017) παρουσίασαν ένα υβριδικό Έμπειρο Σύστημα μηχανικής όρασης για την αξιολόγηση της ποιότητας του σαφράν. Η σάρωση πολλών δειγμάτων οδηγεί στη δημιουργία μίας βάσης γνώσης, η οποία χρησιμοποιείται για την παραγωγή ενός σήματος μάθησης για την υποστήριξη της εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Η

βασική διαδικασία εκτελείται από ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων, εκπαιδευμένο με τον αλγόριθμο των Levenberg-Marquardt. Οι Mohamed et al. (2017) πρότειναν ένα συνδυασμό ενός μοντέλου προβλεπτικού ελέγχου (Model predictive control–MPC) και ενός εμπρός τροφοδοτούμενου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου, ώστε να επιτευχθεί χαμηλότερη παραμόρφωση και τελικώς η σταθερότητα ενός ηλεκτρικού συστήματος για τις διάφορες τιμές φορτίου. Το MPC λειτουργεί ως ένα Έμπειρο Σύστημα, το οποίο παράγει τα απαραίτητα δεδομένα και μέσω επιβλεπόμενης μάθησης χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Ο αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης που χρησιμοποιείται είναι η μέθοδος συζυγών κλίσεων (conjugate gradient method). Η ολοκλήρωση του συστήματος πραγματοποιήθηκε με το λογισμικό MATLAB. Οι Zamani-Sabzi et al. (2017) παρουσιάζουν μία συγκριτική μελέτη τεσσάρων μεθόδων πρόβλεψης του όγκου ροής ύδατος για την τεχνητή λίμνη Elephant Butte Reservoir στο Νέο Μεξικό. Αυτές οι μέθοδοι είναι μία μέθοδος ολοκληρωμένων αυτοπαλινδρομικών μοντέλων κινητού μέσου όρου (Auto regressive Integrated Moving Average –ARIMA), μία μέθοδος εμπρός τροφοδοτούμενων ΤΝΔ, μία συνδυαστική μέθοδος των δύο προηγούμενων μεθόδων και ένα προσαρμοστικό σύστημα νευροασαφούς συμπερασμού (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System–ANFIS). Οι επιμέρους μέθοδοι ενσωματώνονται σε ένα υβριδικό Έμπειρο Σύστημα. Οι Weng et al. (2017) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για χρηματοοικονομικές εργασίες, όπως την πρόβλεψη της ημερήσιας κίνησης των μετοχών. Το αναπτυχθέν σύστημα χρησιμοποιεί τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης, μία εκ των οποίων είναι ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων με οπισθοδιάδοση. Βάσει των υπολογιστικών πειραμάτων των ερευνητών προκύπτει ότι η ακρίβεια πρόβλεψης του συστήματός τους αγγίζει το 85%.

Οι Chen et al. (2018) πρότειναν ένα υβριδικό Έμπειρο Σύστημα για βελτιστοποιημένη διατροφή, το οποίο καλείται “Personalised expert recommendation system for optimized nutrition - PERSON” και αποτελείται από τέσσερα βασικά μέρη. Το πρώτο μέρος περιλαμβάνει ένα μοντέλο διανυσμάτων λέξεων και γεμίσματος για τη διαχείριση θεμάτων επί των δεδομένων. Για την όσο το δυνατόν πιο ακριβή κατηγοριοποίηση των προϊόντων, χρησιμοποιείται ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με ανάδραση πολλαπλών στρωμάτων. Η cross-entropy συνάρτηση χρησιμοποιείται επί των δεδομένων εκπαίδευσης και ο προσαρμοστικός αλγόριθμος

στοχαστικής βελτιστοποίησης Adam εφαρμόζεται για τη βέλτιστη ενημέρωση των παραμέτρων σε κάθε στρώμα του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με ανάδραση. Το επόμενο μέρος του συστήματος χρησιμοποιεί ένα Γενετικό Αλγόριθμο για τη βελτιστοποίηση της παραγόμενης από το προηγούμενο στάδιο πρότασης. Τέλος, περιλαμβάνεται μία λειτουργική μηχανή καταστάσεων για να λαμβάνει υπόψη τις όποιες ενημερώσεις επί των δεδομένων εκπαίδευσης και να ελέγχει την επανεκπαίδευση των μοντέλων.

Οι González-García et al. (2018) ανέπτυξαν ένα ευφύες Έμπειρο Σύστημα για την πρόβλεψη ύπαρξης των ουσιών καρβαμαζεπίνη και δικλοφενάκη στους ιστούς της λακτούκης (είδος μαρουλιού) κατά την άρδευση με ανακυκλώσιμο νερό από την επεξεργασία λυμάτων. Ο πυρήνας του Έμπειρου Συστήματος αποτελείται από ένα εμπρόσθιας τροφοδότησης Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο, εκπαιδευμένου μέσω των αλγορίθμων μηχανής μάθησης υψηλής απόδοσης (extreme learning machine) και μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machine). Οι Pfeiffer et al. (2018) κατασκεύασαν ένα βασιζόμενο στη γνώση σύστημα πλοήγησης στόχου άνευ χάρτου. Για την εκπαίδευση του συστήματος χρησιμοποιείται ένας συνδυασμός μάθησης βασισμένης στη μίμηση και ενισχυτικής μάθησης, η οποία αποκαλείται ενισχυτική μιμούμενη μάθηση. Η προεκπαίδευση που πραγματοποιείται βάσει της κλωνοποίησης συμπεριφορών οδηγεί στη δημιουργία μίας βάσης γνώσης, η οποία με τη σειρά της χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με την ενισχυτική μάθηση για την αυτοβελτίωση του συστήματος. Για τη διασφάλιση της ασφάλειας, ενός θεμελιώδους σημασίας ζήτημα σε εφαρμογές κινητικής ρομποτικής, χρησιμοποιείται η Constrained Policy Optimization. Η εκπαίδευση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου πραγματοποιείται με τη χρήση επιβράβευσης ή με τη μέθοδο ελαχιστοποίησης των αποστάσεων Dijkstra. Την ίδια χρονιά οι Sitton et al. σχεδίασαν και ανέπτυξαν ένα σύστημα ανίχνευσης της επιρροής σε γέφυρες σιδηροδρόμων από επιβαρυντικούς παράγοντες, όπως για παράδειγμα υπέρβαρα αμαξώματα. Η βάση γνώσης του συστήματος περιέχει δεδομένα παραγόμενα από ειδικούς αισθητήρες, τα οποία τροφοδοτούνται σε ένα εμπρός τροφοδοτούμενο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με οπισθοδιάδοση. Οι Wang et al. (2018) πρότειναν ένα νευρωνικό έμπειρο σύστημα για τη βελτιστοποίηση της θεραπείας της γαστροοισοφαγικής παλινδρόμησης. Οι Abdar & Makarenkov (2019) παρουσίασαν ένα υβριδικό Έμπειρο Σύστημα για την έγκυρη διάγνωση του καρκίνου του στήθους. Αξίζει να σημειωθεί ότι η βάση γνώσης

του συστήματος αποτελείται από 669 εγγραφές περιστατικών με καρκίνο στο στήθος. Ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την πρόβλεψη των τιμών δημοπρασίας πινακίδων αυτοκινήτων παρουσιάστηκε από τον Chow (2018). Για το βασικό κορμό του συστήματος χρησιμοποιήθηκε ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με ανάδραση, εκπαιδευόμενο μέσω οπισθοδιάδοσης. Οι Weng et al. (2018) ανέπτυξαν ένα χρηματοοικονομικής φύσης νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την πρόβλεψη της μηνιαίας τιμής μετοχών. Η μέθοδος της οπισθοδιάδοσης χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου του συστήματος. Οι Zarchi et al. (2018) πρότειναν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα σκοπός του οποίου αποτελεί η κατηγοριοποίηση προβλημάτων ατομικής φροντίδας σε παιδιά με φυσικές και κινητικές δυσκολίες.

Ένας βοηθός ομιλίας για παιδιά με προβλήματα ακοής παρουσιάστηκε από τον Czar (2019). Το προτεινόμενο σύστημα βασίζεται σε μία νέα μέθοδο αυτοματοποιημένης αξιολόγησης παραγόμενης ομιλίας, η οποία χρησιμοποιεί τη δοκιμασία Mean Opinion Score (MOS) για την αυτοματοποιημένη αξιολόγηση ομιλίας. Η αυτοματοποίηση της αξιολόγησης έγκειται στη χρήση ενός εμπρός τροφοδοτούμενου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου, εκπαιδευμένου μέσω της μεθόδου μονοβηματικής τεμνόμενης οπισθοδιάδοσης (one-step secant backpropagation) με γνώση εξαγόμενη από την ηχητική βάση δεδομένων BABEL. Φυσικά, η ακουστική-φωνητική κατηγοριοποίηση που πραγματοποιεί το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο εξαρτάται και από την επιπλέον γνώση, η οποία παράγεται από επιμέρους τμήματα του Έμπειρου Συστήματος, όπως το σύστημα PROFIVOX. Οι Leong et al. (2019) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό έμπειρο σύστημα για την πρόβλεψη της εξάρτησης στα κοινωνικά δίκτυα, αποτελούμενο από ένα συνδυασμό ενός δομικού μοντέλου εξισώσεων (Structural equation model) με ένα ΤΝΔ. Οι Mouloudi et al. (2019) πρότειναν έναν νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την πρόβλεψη περί ορθοπεδικών ζητημάτων. Για την εκπαίδευση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με οπισθοδιάδοση χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Bayesian Regulation. Οι Sun & Ertekin (2019) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την αξιολόγηση και τη βελτιστοποίηση έργων έγχυσης πολυμερών.

Το 2020 οι Azarmdel et al. ανέπτυξαν ένα Έμπειρο Σύστημα επεξεργασίας εικόνας για τη διαλογή των μούρων. Μέσω μίας προεπεξεργασίας των εικόνων, εξάγονται τα απαραίτητα χαρακτηριστικά. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών πραγματοποιείται

μέσω των μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών βασισμένης στην αλληλοσυσχέτιση (Correlation-based Feature Selection–CFS) και του υποσυνόλου συνέπειας (consistency subset–CONS). Στα πλαίσια του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου που χρησιμοποιήθηκε κατά την ταξινόμηση λήφθηκαν υπόψη δύο διαφορετικοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης, εκείνος των Levenberg-Marquardt και ο Gradient Descend, καθώς και δύο διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, η λογαριθμική σιγμοειδής και η εφαπτόμενη σιγμοειδής. Οι Lee et al. (2020) παρουσίασαν ένα σύστημα ανίχνευσης αντικειμένων βασισμένο στο μηχανισμό πολλαπλών ειδημόνων (multi-expert) και ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Η λογική του συστήματος διαχωρίζει το αντικείμενο σε περιοχές ενδιαφέροντος και με χρήση ενός καινοτόμου Ειδικού Δικτύου Αντιστοίχισης (ΕΔΑ), ώστε να αντιστοιχίζεται κάθε περιοχή με τον κατάλληλο μηχανικό ειδήμονα. Δηλαδή, το ΕΔΑ λειτουργεί ως μία διαρκώς αναπροσαρμοζόμενη βάση γνώσης, η οποία τροφοδοτεί το σύστημα με τους απαραίτητους κανόνες αντιστοίχισης για ταχύτερη και πιο αξιόπιστη ανίχνευση. Οι ερευνητές χρησιμοποίησαν τέσσερις διαφορετικές συλλογές δεδομένων για τον έλεγχο της απόδοσης του προτεινόμενου συστήματος συγκρίσει άλλων μηχανισμών από τη βιβλιογραφία. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν την υπεροχή του προτεινόμενου συστήματος.

Οι Liu et al. (2020) εστίασαν σε ένα ευφυές σύστημα βιομηχανικού ελέγχου, βασισμένο σε αναλογικούς-ολοκληρωτικούς-διαφορικούς ελεγκτές (Proportional-integral-derivative controllers– PID controllers). Αρχικά, πρότειναν την επέκταση του εύρους των παραμέτρων ελέγχου, μέσω της υιοθέτησης μίας μεθόδου PID ελέγχου βασισμένης στο ρυθμό εναλλαγής (EA-PID) με την αντικατάσταση του κλασσικού πίνακα έμπειρων κανόνων (expert rule table–ERT) με τον πίνακα ρυθμού εναλλαγής (change ratio table–CRT). Ουσιαστικά, η νέα προτεινόμενη μέθοδος για τη ρύθμιση των PID παραμέτρων παράγει ευέλικτους κανόνες για τη βελτίωση της απόδοσης του ελέγχου. Για την περαιτέρω βελτίωση του ελέγχου το σύστημα EA-PID ενοποιείται με ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο μη γραμμικής αυτοπαλινδρόμησης με εξωγενή παράγοντα (Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input–NARX). Οι συγκρίσεις που πραγματοποίησαν οι ερευνητές με τις προηγούμενες μεθόδους στη βιβλιογραφία μέσω ενός πλήθους προσομοιώσεων κατέδειξαν την υπεροχή της προτεινόμενης μεθόδου. Οι Park et al. (2020) πρότειναν ένα έμπειρο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με αναπτυξιακή μνήμη για χρήση σε εφαρμογές μηχανικής όρασης. Ένα σημαντικό

μειονέκτημα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, είναι η απώλεια σημαντικής ποσότητας γνώσης. Έτσι, η θεώρηση μίας αναπτυξιακής μνήμης, δηλαδή ενός μηχανισμού απομνημόνευσης το μέγεθος του οποίου μεγαλώνει όταν το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο μαθαίνει νέα στοιχεία. Ουσιαστικά, η αναπτυξιακή μνήμη αποτελείται από επιμέρους υπό-μνήμες, οι οποίες δημιουργούνται και βελτιστοποιούνται συνεχώς βάσει των εργασιών, ώστε αρχικώς να απομνημονεύουν σημαντικά χαρακτηριστικά και στη συνέχεια να τα χρησιμοποιούν ως γνώση εμπειρίας κατά την εκμάθηση νέων θεμάτων. Επομένως, κάθε μνήμη λειτουργεί ως μία βάση γνώσης εμπειρίας. Η εκμάθηση των μνημών πραγματοποιείται μέσω μίας νέας μεθόδου καθοδηγούμενης μάθησης, η οποία μάλιστα διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του συστήματος.

Οι Radaideh et al. (2020) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για τη διαχείριση των ατυχημάτων αναφορικά με τη ψύξη στη πυρηνικές εγκαταστάσεις. Στη δουλειά των Rahmanpranah et al. (2020) προτάθηκε ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την πρόβλεψη ορθοπεδικών ζητημάτων με κύριο συστατικό ένα εμπρός τροφοδοτούμενο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με οπισθοδιάδοση. Οι You et al. (2020) στην προσπάθειά τους να αναπτύξουν μία υβριδική τεχνική μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της παραγωγής υδρογονανθράκων, παρουσίασαν ένα Έμπειρο Σύστημα βασισμένο σε ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο. Οι Yue et al. (2020) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό Έμπειρο Σύστημα για την ταξινόμηση εικόνων σε εκείνες με πάγους στο περιεχόμενό τους και μη. Το βασικό δομικό στοιχείο του συστήματος είναι ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων.



## 6.2 Υβριδικά Συστήματα με ενσωμάτωση Έμπειρων Συστημάτων

Τα υβριδικά συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης, τα οποία ενσωματώνουν και αξιοποιούν ειδική γνώση από τα ΕΣ, αποτελούν και τα ίδια ΕΣ με κύριο μηχανισμό το αρχικό τους υβριδικό σχήμα. Για την αναζήτηση επιστημονικών δημοσιεύσεων, επιχειρήθηκε μία προσέγγιση όμοια με αυτές που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια της παρούσας διπλωματικής θέσης. Ωστόσο, αναγκαστικά χρησιμοποιήθηκαν ιδιαίτερα σύνθετοι όροι. Παρατίθενται ακολούθως οκτώ άρθρα, τα οποία εστιάζουν σε υβριδικά ΕΣ.

### Βιβλιογραφική επισκόπηση

Οι Wang et al. (2015) πρότειναν ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα για την πρόβλεψη των πιθανοτήτων επιβίωσης ασθενών με καρκίνο στο οισοφάγο. Για να δομηθεί το ασαφές σύστημα πρόβλεψης, χρησιμοποιήθηκε εξειδικευμένη γνώση σχετικά με τον καρκίνο του οισοφάγου. Οι Bui et al. (2018) παρουσίασαν ένα υβριδικό ΕΣ για την πρόβλεψη της ισχύος απερίσφικτου και περισφιγμένου σκυροδέματος υψηλής επιτελεστικότητας. Το σύστημα διαθέτει ως βασικό κορμό ένα υβριδικό σχήμα υπολογιστικής νοημοσύνης, αποτελούμενο από έναν τροποποιημένο firefly αλγόριθμο και ένα ΤΝΔ. Για τη λειτουργία του συστήματος απαιτείται εξειδικευμένη γνώση, η οποία διαχωρίζεται καταλλήλως ώστε να παρέχει στο σύστημα γνώση για την εκπαίδευση του συστήματος, καθώς και γνώση για τον έλεγχο των παραγόμενων αποτελεσμάτων. Συγκρινόμενο με άλλες μεθόδους το προτεινόμενο σύστημα λειτουργεί σε λιγότερο υπολογιστικό χρόνο και μάλιστα παράγοντας από 16.96% έως και 95.67% καλύτερες λύσεις. Οι El-Sappagh et al. (2018) πρότειναν ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, βασισμένο σε δύο ιδιαίτερα ενδιαφέρουσες υβριδικές τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης. Η μία μέθοδος καλείται Fuzzy analytical hierarchy process (FAHP) και η άλλη είναι το γνωστό προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων. Για την ομαλή λειτουργία του συστήματος απαιτείται εξειδικευμένη ιατρική γνώση, η οποία τροφοδοτεί το ασαφές σύστημα για τη δημιουργία μίας βάσης γνώσης ασαφών κανόνων. Οι Rikalovic et al. (2018) ανέπτυξαν ένα ευφρές νευροασαφές σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για την ταξινόμηση βιομηχανικών εγκαταστάσεων. Ακριβέστερα, χρησιμοποιείται ένα γεωγραφικό σύστημα πληροφόρησης για τη

δημιουργία εναλλακτικών τοποθεσιών και ένα ιεραρχικό νευροασαφές σύστημα ταξινόμησης, το οποίο βασίζεται σε μία βάση γνώσης σχεδιασμένη από ειδικούς του τομέα. Επίσης, γίνεται χρήση ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για τη ρύθμιση των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής. Οι Mao & Chu (2019) παρουσίασαν ένα προσαρμοστικό ασαφές ΤΝΔ για την ανίχνευση της θέσης μίας μαγνητικής δίοπτρευσης. Το ασαφές ΤΝΔ χρησιμοποιεί εξειδικευμένη γνώση, ώστε να μειώσει το χρόνο εκπαίδευσης των παραμέτρων του ελεγκτή. Επίσης, το σύστημα κάνει χρήση των νόμων Lyapunov για την εξασφάλιση της σύγκλισης. Οι Nkamgang et al. (2019) ασχολήθηκαν με τη διάγνωση ενδοπαρασιτικών νόσων, αναπτύσσοντας ένα υβριδικό νευροασαφές ΕΣ για την αυτοματοποιημένη κλινική εξέταση των περιττωμάτων μέσω της επεξεργασίας εικόνας. Οι Sarabakha & Kayacan (2019) πρότειναν ένα online νευροασαφές σύστημα για τον έλεγχο μη γραμμικών συστημάτων. Το σύστημα ασαφούς λογικής χρησιμοποιείται ως ένα μέσο επιβλεπόμενης ανάδρασης σε ένα βαθύ ΤΝΔ. Η εκπαίδευση του τελευταίου πραγματοποιείται τόσο προ-εφαρμογής όσο και εν εξελίξει. Στην εν εξελίξει εκπαίδευση, το ήδη εκπαιδευμένο ΤΝΔ χρησιμοποιείται για τον έλεγχο του συστήματος και παράλληλα το ασαφές σύστημα κωδικοποιεί την εξειδικευμένη γνώση και τροφοδοτεί το δίκτυο, ώστε να γίνονται οι απαιτούμενες διορθώσεις. Οι Zhang et al. (2019) ανέπτυξαν ένα Takagi-Sugeno-Kang ασαφές σύστημα οδηγούμενο από κοινή και ειδική γνώση για την αναγνώριση επιληπτικών σημάτων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Το συγκεκριμένο σύστημα χρησιμοποιεί υψηλής τάξης ΤΝΔ, όπως τα λεγόμενα Functional link networks (FLNs).

## Επίλογος – Συμπεράσματα

Οι κύριες τεχνικές της υπολογιστικής νοημοσύνης είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, τα Συστήματα Ασαφούς Λογικής και οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι. Παρά την ικανότητα των συγκεκριμένων τεχνικών να επιλύουν ένα ευρύ φάσμα υπολογιστικών προβλημάτων, υπάρχουν ιδιαίτερα σύνθετα υπολογιστικά προβλήματα, τα οποία οι συγκεκριμένες τεχνικές δεν μπορούν να τα λύσουν, ή τουλάχιστον όχι με αποδοτικό τρόπο. Μία λύση για την αποφυγή αυτών των δυσκολιών είναι η υβριδοποίηση των ανωτέρων τεχνικών, ούτως ώστε να εκμεταλλευτεί κάποιος τα επιμέρους πλεονεκτήματα των τεχνικών. Οι κύριες υβριδικές τεχνικές των μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης είναι τα Νευρωνικά Έμπειρα Συστήματα, τα Νευρωνικά Ασαφή Συστήματα, τα Εξελικτικά Νευρωνικά Συστήματα και τα Εξελικτικά Ασαφή Συστήματα.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής θέσης ήταν η συστηματική διερεύνηση της διεθνούς βιβλιογραφίας για τη συλλογή πρόσφατων ερευνών αναφορικά με τις συγκεκριμένες υβριδικές τεχνικές, καθώς και ερευνών που αφορούν την ενσωμάτωση εξειδικευμένης γνώσης σε υβριδικά σχήματα υπολογιστικής νοημοσύνης. Για αυτό το σκοπό δόθηκε εστίαση σε δύο από τις κορυφαίες ακαδημαϊκές βάσεις δεδομένων, την IEEEExplore του Ινστιτούτου Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών (Institute of Electrical and Electronics Engineers–IEEE) και τη ScienceDirect του εκδοτικού οίκου Elsevier. Η αναζήτηση πραγματοποιήθηκε και στις δύο βάσεις με χρήση των ίδιων όρων αναζήτησης καθώς και των επιλογών αυτής. Τα επιστρεφόμενα άρθρα αξιολογήθηκαν και κατηγοριοποιήθηκαν σε τρεις βασικές κατηγορίες, έγκυρα, άκυρα και επιλέξιμα. Έπειτα, της πρώτης φάσης κατηγοριοποίησής τους, τα επιλέξιμα μελετήθηκαν εις βάθος και σε κάθε, σχετική με μία υβριδική μέθοδο, ενότητα πραγματοποιήθηκε παρουσίαση των πλέον σημαντικών στοιχείων της κάθε δημοσίευσης.

Λαμβάνοντας υπόψη τα πεδία εφαρμογών στα οποία εστίαζαν τα επιλέξιμα άρθρα, δύναται να ειπωθεί ότι συνολικά το πεδίο με τις περισσότερες εφαρμογές είναι εκείνο της *Υγείας* και ακολουθεί η *Ενέργεια*. Επίσης, πολλές έρευνες αφορούσαν εφαρμογές στο πεδίο της *Βιομηχανίας*, καθώς και των *Χημικών Διεργασιών* ή ορθότερα των *Διεργασιών Χημικής Μηχανικής*. Αξιοσημείωτο ήταν και το ερευνητικό ενδιαφέρον

για θέματα που αφορούσαν τις *Μεταφορές*, όπως επίσης και τις *Χρηματοοικονομικές εφαρμογές*.

Μία ακόμα σημαντική παρατήρηση αποτελεί η χρονική κατανομή των άρθρων ανά υβριδική στρατηγική. Έτσι, παρατηρήθηκε ότι για την περίπτωση των Νευρωνικών Έμπειρων Συστημάτων για το χρονικό διάστημα μελέτης (2015-2020) υπάρχει μία σταδιακή αυξητική τάση και κυρίως από το 2018 και μετά. Αντιστοίχως και για την περίπτωση των Νευρωνικών Ασαφών Συστημάτων, όπου με εξαίρεση τα έτη 2016 και 2017, καταγράφεται μία αύξηση από το 2018 και κυρίως το 2020. Για την περίπτωση των Εξελικτικών Νευρωνικών Συστημάτων δε σημειώνεται κάποια σταθερή τάση. Καταγράφεται μία σημαντική αύξηση ερευνών το 2018, ενώ την επόμενη χρονιά παρατηρήθηκε μία κατακόρυφη πτώση. Το 2020, ωστόσο, καταγράφηκε και πάλι μία σημαντική αύξηση των ερευνών προς αυτή την κατεύθυνση. Σχετικά με την περίπτωση των Εξελικτικών Ασαφών Συστημάτων γενικά παρατηρείται μία σταθερή κατανομή των άρθρων με εξαίρεση τα έτη 2016 και 2020 που εντοπίστηκαν λιγότερες μελέτες.

Η παρούσα έρευνα δύναται να επεκταθεί προς πολλές κατευθύνσεις. Αρχικά, θα παρουσίαζε ιδιαίτερο ενδιαφέρον η εφαρμογή της αναζήτησης σε περισσότερες βάσεις δεδομένων (π.χ. SpringerLink, ACMDigitalLibrary, WileyOnlineLibrary). Μία ακόμα κατεύθυνση μελλοντικής έρευνας αφορά τη διερεύνηση και άλλου τύπου δημοσιεύσεων, όπως τα άρθρα που δημοσιεύτηκαν σε πρακτικά συνεδρίων. Επιπρόσθετα, θα ήταν χρήσιμο να προσεγγισθεί με ακόμη πιο συστηματικό τρόπο η σύνδεση των πεδίων εφαρμογών με το έτος. Δηλαδή, να διερευνηθούν παράμετροι που ενδεχομένως να επηρέασαν την ερευνητική κοινότητα. Για παράδειγμα, δεδομένης της πανδημίας του Covid-19, θα ήταν αναμενόμενη μία αύξηση των εφαρμογών στο πεδίο της υγείας.

## Βιβλιογραφία

Αργυράκης, Π. (2001). Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές. *Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο*. ISBN: 960-538-341-1, Κωδικός Έκδοσης: ΠΛΗ 31/2.

Abdar, M. & Makarenkov, V. (2019). CWV-BANN-SVM Ensemble Learning Classifier for Early Diagnosis of Breast Cancer. *Measurement*, 146, pp. 557-570.

Abdulrahman, I. & Radman, G. (2018). Wide-Area-Based Adaptive Neuro-Fuzzy SVC Controller for Damping Interarea Oscillations. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 41, pp. 133-144, doi: 10.1109/CJECE.2018.2868754

Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A. & Arshad, H. (2018). State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, 4, 11, E00938, doi: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938

Aghaeipoor, F. & Javidi, M. M. (2019). MOKBL + MOMs: An interpretable multi-objective evolutionary fuzzy system for learning high-dimensional regression data. *Information Sciences*, 496, pp. 1 – 24, doi: 10.1016/j.ins.2019.04.035

Ahmad, T., Zhang, D. & Shah, W. A. (2020). Modified BBO-Based Multivariate Time-Series Prediction System With Feature Subset Selection and Model Parameter Optimization. *IEEE Access*, 8, pp. 134880 – 134897, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010782

Ahmadi, N. & Akbarizadeh, G. (2018). Hybrid robust iris recognition approach using iris image pre-processing, two-dimensional gabor features and multi-layer perceptron neural network/PSO. *IET Biometrics*, 7, pp. 153 – 162, doi: 10.1049/iet-bmt.2017.0041

Alcala-Fdez, J., Alcalá, R., Gonzalez, S., Nojima, Y. & Garcia, S. (2017). Evolutionary Fuzzy Rule-Based Methods for Monotonic Classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 25, pp. 1376 – 1390, doi: 10.1109/TFUZZ.2017.2718491

Alom, M. Z., Taha, T. M., Yakopcic, C., Westberg, S., Sidike, P., Nasrin, M.S., Hasan, M., Van Essen, B. C., Awwal, A. A. S. and Asari, V. (2019). A State-of-the-Art Survey on Deep Learning Theory and Architectures, *Electronics*, 8, 292, doi: 10.3390/electronics8030292

Alshomrani, S., Bawakid, A., Shim, S. O., Fernández, A. & Herrera, F. (2015). A proposal for evolutionary fuzzy systems using feature weighting: Dealing with overlapping in imbalanced datasets. *Knowledge-Based Systems*, 73, pp. 1 – 17, doi: 10.1016/j.knosys.2014.09.002

Amirkhani, A., Shirzadeh, M., Shojaeefard, M. H. & Abraham, A. (2020). Controlling wheeled mobile robot considering the effects of uncertainty with neuro-fuzzy cognitive map. *ISA Transactions*, 100, pp. 454-468, doi: 10.1016/j.isatra.2019.12.011

An, J., Fu, L., Hu, M., Chen, W. & Zhan, J. (2019). A Novel Fuzzy-Based Convolutional Neural Network Method to Traffic Flow Prediction With Uncertain

Traffic Accident Information. *IEEE Access*, 7, pp. 20708-20722, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2896913

Anh, H. P. H., Son, N. N. & Nam, N. T. (2017). Adaptive evolutionary neural control of perturbed nonlinear serial PAM robot. *Neurocomputing*, 267, pp. 525 – 544, doi: 10.1016/j.neurocom.2017.06.036

Antonelli, M., Bernardo, D., Hagnas, H. & Marcelloni, F. (2017). Multiobjective Evolutionary Optimization of Type-2 Fuzzy Rule-Based Systems for Financial Data Classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 25, pp. 249 – 264, doi: 10.1109/TFUZZ.2016.2578341

Asadi, R. & Ghatee, M. (2015). A Rule-Based Decision Support System in Intelligent Hazmat Transportation System, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16, pp. 2756 – 2764, doi: 10.1109/TITS.2015.2420993.

Atsalakis, G. S., Atsalaki, I. G., Pasiouras, F. & Zopounidis, C. (2019). Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques. *European Journal of Operational Research*, 276, pp. 770-780, doi: 10.1016/j.ejor.2019.01.040

Azadi, S., Amiri, H. & Rakhshandehroo, G. R. (2016). Evaluating the ability of artificial neural network and PCA-MP5 models in predicting leachate COD load in landfills. *Waste Management*, 55, pp. 220-230, doi: 10.1016/j.wasman.2016.05.025

Azarndekm H., Jaahanbakhshi, A., Mohtasebi, S. S. & Munoz, A. R. (2020). Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM). *Postharvest Biology and Technology*, 111201, doi: 10.1016/j.postharvbio.2020.111201

Βλαχάβας, Ι., Κεφαλάς, Π., Βασιλειάδης, Ν., Κόκκορας, Φ. & Σακελαρίου, Η. (2011). Τεχνητή Νοημοσύνη – Γ΄ Έκδοση, ISBN: 978-960-8396-64-7, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας.

Babar, M. I., Ghazali, M., Jawawi, D. N. A., Shamsuddin, S. M. & Ibrahim, N. (2015). Phandler: An expert system for a scalable software requirements prioritization process. *Knowledge-Based Systems*, 84, pp. 179-202, doi: 10.1016/j.knosys.2015.04.010

Bellman, R. E. (1978). An Introduction to Artificial Intelligence: Can Computers Think? Boyd & Fraser Publishing Company, San Francisco

Ben Hazem, Z., Fotuhi, M. J. & Bingul, Z. (2020). A Comparative Study of the Joint Neuro-Fuzzy Friction Models for a Triple Link Rotary Inverted Pendulum. *IEEE Access*, 8, pp. 49066 – 49078, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978025

Bezdeck, J.C. (1998). Computational Intelligence Defined – By Everyone!. In: Kaynak, O., Zadeh, L.A., Türkşen, B., Rudas, I.J. (eds) Computational Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications. NATO ASI Series (Series F: Computer and Systems Sciences), vol 162. Springer, Berlin, Heidelberg. doi: 10.1007/978-3-642-58930-0\_2

Blum, C. & Merkle, D. (Eds.). (2008). *Swarm Intelligence. Natural Computing Series*. doi: 10.1007/978-3-540-74089-6

Bobrow, G. D., "DENDRAL and Meta-DENDRAL: roots of knowledge systems and expert system applications," in *Artificial Intelligence in Perspective*, MITP, 1994, pp.233-240

Bobyry, M. V. & Emelyanov, S. G. (2019). A nonlinear method of learning neuro fuzzy models for dynamic controls systems. *Applied Soft Computing*, 88, 106030, doi: 10.1016/j.asoc.2019.106030

Bui, D. K., Nguyen, T, Chous. J. S., Xuan-Nguyen, H., Ngo, T. D. (2018). A modified firefly algorithm-artificial neural network expert system for predicting compressive and tensile strength of high-performance concrete. *Construction and Building Materials*, 180, pp. 320 – 333, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2018.05.201

Γεωργούλη, Κ. (2015). Τεχνητή Νοημοσύνη: Μία Εισαγωγική Προσέγγιση, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, ISBN: 978-960-603-031-4

Δρ.Βασίλειος Καμπουράζος – Δρ.Γεώργιος Παπακώστας (2015). Εισαγωγή στην ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, ISBN: 978-960-603-078-9

Cabrera, J. A., Castillo, J. J., Carabias, E. & Ortiz, A. (2015). Evolutionary Optimization of a Motorcycle Traction Control System Based on Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 23, pp. 1594 – 1607, doi: 10.1109/TFUZZ.2014.2370681

Caliskan, A., Cil, Z. A., Badem, H. & Karaboga, D. (2020). Regression Based Neuro-Fuzzy Network Trained by ABC Algorithm for High-Density Impulse Noise Elimination. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28, pp. 1084-1095, doi: 10.1109/TFUZZ.2020.2973123

Celebi, M.E. & Aydin, K. (2016). *Unsupervised Learning Algorithms*. Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-319-24211-8

Cervantes, J., Yu, W., Salazar, S. & Chairez, I. (2016). Takagi-Sugeno Dynamic Neuro-Fuzzy Controller of Uncertain Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 25, pp. 1601-1615, doi: 10.1109/TFUZZ.2016.2612697

Chandra, R. & Chand, S. (2016). Evaluation of co-evolutionary neural network architectures for time series prediction with mobile application in finance. *Applied Soft Computing*, 49, pp. 462 – 473, doi: 10.1016/j.asoc.2016.08.029

Chen, C. H., Karvela, M., Sohbaty, M., Shinawatra, T. & Toumazou, C. (2018). PERSON-Personalized Expert Recommendation System for Optimized Nutrition. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 12, pp. 151-160, doi: 10.1109/TBCAS.2017.2760504

Cheng, J. R. & Gen, M. (2019). Accelerating genetic algorithms with GPU computing: A selective overview. *Computers & Industrial Engineering*, 128, pp. 514-525. doi: 10.1016/j.cie.2018.12.067

- Choi, T. J. & Ahn, C. W. (2017). Artificial life based on boids model and evolutionary chaotic neural networks for creating artworks. *Swarm and Evolutionary Computation*, 47, pp. 80-88, doi: 10.1016/j.swevo.2017.09.003
- Chong, S. S., Abdul Raman, A. A., Harun, S. W. & Arof, H. (2016). Dye Concentrations Measurement Using Mach-Zehner Interferometer Sensor and Modeled by ANFIS. *IEEE Sensors Journal*, 16, pp. 8044-8050, doi: 10.1109/JSEN.2016.2607753
- Choudhary, R. & Gianey, H. K. (2017). Comprehensive Review On Supervised Machine Learning Algorithms. International Conference on Machine Learning and Data Science (MLDS), Noida, India. doi: 10.1109/MLDS.2017.11
- Chow, V. (2019). Predicting Auction Price of Vehicle License Plate with Deep Recurrent Neural Network. *Expert Systems with Applications*, 142, 113008, doi: 10.1016/j.eswa.2019.113008
- Christof, T. (2004). Alan Turing: Life and Legacy of a Great Thinker, Springer Science & Business Media, pp. 334-335, ISBN 9783540200208
- Coelho, V. N., Coelho, I. M., Coelho, B. N., Reis, A. J. R., Enayatifar, R., Souza, M. J. F. & Guimarães, F. G. (2016). A self-adaptive evolutionary fuzzy model for load forecasting problems on smart grid environment. *Applied Energy*, 169, pp. 567 – 584, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.02.045
- Cozar, J., Fernandez, A., Herrera, F. & Gamez, J. A. (2018). A Meta-Hierarchical Rule Decision System to Design Robust Fuzzy Classifiers Based on Data Complexity. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 27, pp. 701 – 715, doi: 10.1109/TFUZZ.2018.2866967
- Czap, L. (2019). Automated Speech Production Assessment of Hard of Hearing Children, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 14, pp. 380-389, doi: 10.1109/JSTSP.2019.2949389
- da Silva, I. N., Spatti, D.H., Flauzino, R. A., Liboni, L. H. B. & dos Reis Alves, S. F. (2017). Artificial Neural Networks: A Practical Course, Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-43162-8
- Dargan, S., Kumar, M., Ayyagari, M.R. and Kumar, G. (2019). A Survey of Deep Learning and Its Applications: A New Paradigm to Machine Learning. *Archives of Computational Methods in Engineering*, doi: 10.1007/s11831-019-09344-w
- Das, H., Naik, B. & Behera, H. S. (2020). Medical disease analysis using Neuro-Fuzzy with Feature Extraction Model for classification. *Informatics in Medicine*, 18, 100288, doi: 10.1016/j.imu.2019.100288
- Das, A. K., Sundaram, S. & Sundararajan, N. (2016). A Self-Regulated Interval Type-2 Neuro-Fuzzy Inference System for Handling Nonstationarities in EEG Signals for BCI. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 24, pp. 1565 – 1577, doi: 10.1109/TFUZZ.2016.2540072



- de Campos Souza, P. V. (2020). Fuzzy neural networks and neuro-fuzzy networks: A review the main techniques and applications used in the literature. *Applied Soft Computing*, 92, 106275, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106275
- De Oliveira, J. F. L. & Ludermir, T. B. (2016). A hybrid evolutionary decomposition system for time series forecasting. *Neurocomputing*, 180, pp. 27 – 34, doi: 10.1016/j.neucom.2015.07.113
- Demazeau, Y. (1995). From Interactions to Collective Behaviour In Agent-Based Systems. In: *Proceedings of the 1<sup>st</sup> European Conference on Cognitive Science*. Saint-Malo, pp. 117-132.
- Dogan, I. (2016). An overview of Soft Computing. *Procedia Computer Science*, 102, pp. 34-38. doi: 10.1016/j.procs.2016.09.366
- Eldessouki, M. & Hassan, M. (2015). Adaptive neuro-fuzzy system for quantitative evaluation of woven fabrics' pilling resistance. *Expert Systems with Applications*, 42, pp. 2098 –2113, doi: 10.1016/j.eswa.2014.10.013
- Elhegnawy, R., Abounaser, H. & Badr, A. (2020). A Hybrid Nested Genetic-Fuzzy Algorithm Framework for Intrusion Detection and Attacks. *IEEE Access*, 8, pp. 98218 – 98233, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2996226
- El-Hasnony, I. M., Barakat, S. I. & Mostafa, R. R. (2020). Optimized ANFIS Model Using Hybrid Metaheuristic Algorithms for Parkinson's Disease Prediction in IoT Environment. *IEEE Access*, 8, pp. 119252 – 119270, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3005614
- El-Sappagh, S., Ali, F., Ali, A., Hendawi, A., Daria, F. A. & Suh, D. Y. (2018). Clinical Decision Support System for Liver Fibrosis Prediction in Hepatitis Patients: A Case Comparison of Two Soft Computing Techniques. *IEEE Access*, 6, 52911 – 52929, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2868802
- Ferdaus, M. M., Pratama, M., Anavatti, S. G., Garratt, M. A. & Lughofer, E. (2020). PAC: A novel self-adaptive neuro-fuzzy controller for micro aerial vehicles. *Information Sciences*, 512, pp. 481-505, doi: 10.1016/j.ins.2019.10.001
- Fernández, A., López, V., de Jesus, M. J. & Herrera, F. (2015). Revisiting Evolutionary Fuzzy Systems: Taxonomy, applications, new trends and challenges. *Knowledge-Based Systems*, 80, pp. 109 – 121, doi: 10.1016/j.knosys.2015.01.013
- Figuroa-Garcia, J. C., Ochoa-Rey, C. M. & Avellaneda-Gonzalez, J. A. (2015). Rule generation of fuzzy logic systems using a self-organized fuzzy neural network. *Neurocomputing*, 151, pp. 955-962, doi: 10.1016/j.neucom.2014.09.079
- Flasiński, M. (2016). *History of Artificial Intelligence*. Introduction to Artificial Intelligence, 3-13. Doi: 10.1007/978-3-319-40022-8\_1
- Forouhari, S. & Abu-Siada, A. (2018). Application of adaptive neuro fuzzy inference system to support power transformer life estimation and asset management decision. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 25, pp. 845-852, doi: 10.1109/TDEI.2018.006392

- Fu, Y., Yang, H. & Ding, J. (2017). Multiple operating mode ANFIS modelling for speed control of HSEMU. *IET Intelligent Transport Systems*, 12, pp. 31-40, doi: 10.1049/iet-its.2017.0121
- Garcia-Vico, A. M., Carmona, C. J., Ginzalez, P. & del Jesus, M. J. (2018). MOEA-EFEP: Multi-Objective Evolutionary Algorithm for Extracting Fuzzy Emerging Patterns. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26, pp. 2861 – 2872, doi: 10.1109/TFUZZ.2018.2814577
- Gil., P., Oliveira, T. & Palma, L. (2018). Adaptive Neuro-Fuzzy Control for Discrete-Time non-Affine Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 27, pp. 1602-1615, doi: 10.1109/TFUZZ.2018.2883540
- Gomez, M. J., Castejon, C. & Garcia-Prada, J. C. (2016). Automatic condition monitoring system for crack detection in rotating machinery. *Reliability Engineering & System Safety*, 152, pp. 239-247, doi: 10.1016/j.res.2016.03.013
- Gonzalez Garcia, M., Fernandez-Lopez, C., Bueno-Crespo, A. & Martinez-Espana, R. (2018). Extreme learning machine-based prediction of uptake of pharmaceuticals in reclaimed water-irrigated lettuces in the Region of Murcia, Spain. *Biosystems Engineering*, 177, pp. 78-89, doi:10.1016/j.biosystemseng.2018.09.006
- Gu, X. & Angelov, P. (2019). Self-boosting first-order autonomous learning neuro-fuzzy systems. *Applied Soft Computing*, 77, pp. 118-134, doi: 10.1016/j.asoc.2019.01.005
- Hansen, P., Mladenović, N., Todosijević, R., & Hanafi, S. (2017). Variable neighborhood search: basics and variants. *EURO Journal on Computational Optimization*, 5(3), 423-454. doi: 10.1007/s13675-016-0075-x
- Harifi, S., Khalilian, M., Mohammadzadeh, J. & Ebrahimnejad, S. (2020). Optimizing a Neuro-Fuzzy System based on nature inspired Emperor Penguins Colony optimization algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28, pp. 1110-1124, doi: 10.1109/TFUZZ.2020.2984201
- Hatzilygeroudis, I. & Prentzas, J. (2015). Symbolic-neural rule based reasoning and explanation, *Expert Systems with Applications*, 42, pp. 4595-4609, doi: 10.1016/j.eswa.2015.01.068
- Herrera, F. & Lozano, M. (2009) Fuzzy Evolutionary Algorithms and Genetic Fuzzy Systems: A Positive Collaboration between Evolutionary Algorithms and Fuzzy Systems. In: Mumford, C.L. & Jain, L.C. (eds) Computational Intelligence. Intelligent Systems Reference Library, vol 1. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-01799-5\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-642-01799-5_4)
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79, 2554
- Howell, S. K., Wicaksono, H., Yuce, B., McGlinn, K. & Rezgui, Y. (2018). User Centered Neuro-Fuzzy Energy Management Through Semantic-Based Optimization. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 49, pp. 3278-3292, doi: 10.1109/TCYB.2018.2839700

- Hunt, E. (2011). Human intelligence. Cambridge University Press.
- Hwang, Y., Yu, T. Y., Lakshmanan, V., Kingfield, D. M., Lee, D. I. & You, C. H. (2017). Neuro-Fuzzy Gust Front Detection Algorithm With S-Band Polarimetric Radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55, pp. 1618-1628, doi: 10.1109/TGRS.2016.2628520
- Jafarifarmand, A., Badamchizadeh, M. A., Khanmohammadi, S., Nazari, M. A. & Tazehkand, B. M. (2018). A New Self-Regulated Neuro-Fuzzy Framework for Classification of EEG Signals in Motor Imagery BCI. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26, pp. 1485 – 1497, doi: 10.1109/TFUZZ.2017.2728521
- Jallal, M. A., Gonzalez-Vidal, A., Skarmeta, A. F., Chabaa, S. & Zeroual, A. (2020). A hybrid neuro-fuzzy inference system-based algorithm for time series forecasting applied to energy consumption prediction. *Applied Energy*, 268, 114977, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114977
- Jayshree, J. & Ananda Kumar, S. (2019). Evolutionary Correlated Gravitational Search Algorithm (ECGS) With Genetic Optimized Hopfield Neural Network (GHNN) - A Hybrid Expert System for Diagnosis of Diabetes. *Measurement*, 145, pp. 551 – 558, doi: 10.1016/j.measurement.2018.12.083
- Jin, Y., Wang, H., Chugh, T., Guo D. and Miettinen, K., (2019). Data-Driven Evolutionary Optimization: An Overview and Case Studies. in *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 23, no. 3, pp. 442-458, doi: 10.1109/TEVC.2018.2869001.
- Juang, C. F. & Bui, T. B. (2019). Reinforcement Neural Fuzzy Surrogate-Assisted Multiobjective Evolutionary Fuzzy Systems with Robot Learning Control Application. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28, pp. 434 – 446, doi: 10.1109/TFUZZ.2019.2907513
- Juang, C. F., Lin, C. H. & Bui, T. B. (2018). Multiobjective Rule-Based Cooperative Continuous Ant Colony Optimized Fuzzy Systems With a Robot Control Application. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 50, pp. 650 – 663, doi: 10.1109/TCYB.2018.2870981
- Karakostas, P., Sifaleras, A. & Georgiadis, M.C. (2020). Adaptive variable neighborhood search solution methods for the fleet size and mix pollution location-inventory-routing problem. *Expert Systems with Applications*, 153, 113444. doi: 10.1016/j.eswa.2020.113444
- Kadhim, M. A. (2018). FNDSB: A fuzzy-neuro decision support system for back pain diagnosis. *Cognitive Systems Research*, 52, pp. 691-700, doi: 10.1016/j.cogsys.2018.08.021
- Khan, G. M., Arshad, R., Mahmud, S. A. & Ullah, F. (2015). Intelligent Bandwidth Estimation for Variable Bit Rate Traffic. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 19, pp. 151 – 155, doi: 10.1109/TEVC.2013.2285122
- Khan, S. A., Equbal, M. D. & Islam, T. (2015). A Comprehensive Comparative Study of DGA Based Transformer Fault Diagnosis Using Fuzzy Logic and ANFIS Models.

- IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 22, pp. 590-596, doi: 10.1109/TDEI.2014.004478
- Lee, H., Eum, S. & Kwon, H. (2019). ME R-CNN: Multi-Expert R-CNN for Object Detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, pp. 1030 – 1044, doi: 10.1109/TIP.2019.2938879
- Leong, L. Y., Hew, T. S., Ooi, K. B., Lee, V. H. & Hew, J. J. (2019). A hybrid SEM-neural network analysis of social media addiction. *Expert Systems with Applications*, 133, pp. 296 – 316, doi: 10.1016/j.eswa.2019.05.024
- Li, W., Hu, X., Gravina, R. & Fortino, G. (2017). A Neuro-Fuzzy Fatigue-Tracking and Classification System for Wheelchair Users. *IEEE Access*, 5, pp. 19420-19431, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2730920
- Likas, A., Vlassis, N. & Verbeek, J.J. (2003). The global k-means clustering algorithm. *Pattern Recognition*, 36, pp. 451-461. doi: 10.1016/S0031-3203(02)00060-2
- Lin, Y. C., Lee, S. J., Ouyang, C. S. & Wu, C. H. (2020). Air quality prediction by neuro-fuzzy modeling approach. *Applied Soft Computing*, 86, 105898, doi:10.1016/j.asoc.2019.105898
- Lindsay, R. K., Buchanan, G. B., Feigenbaum, A. E. & Lederberg, J. (1993). DENDRAL: A case study of the first expert system for scientific hypothesis formation, *Artificial Intelligence*, 61, pp. 209 – 261. doi: 10.1016/0004-3702(93)90068-M
- Liu, J., Li, T., Zhang, Z. & Chen, J. (2020). NARX Prediction-Based Parameters Online Tuning Method of Intelligent PID System, *IEEE Access*, 8, pp. 130922 – 130936, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3007848
- Liu, J., Jiang, C., He, J., Tang, Z., Xie, Y. & Xu, P. (2020). STA-APSNFIS: STA-Optimized Adaptive Pre-Sparse Neuro-Fuzzy Inference System for Online Soft Sensor Modeling. *IEEE Access*, 8, pp. 104870-104883, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2998792
- Liu, Y., Zhang, W. & Zhang, Y. (2015). Dynamic Neuro-Fuzzy-Based Human Intelligence Modeling and Control in GTAW. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12, pp. 324-335, doi: 10.1109/TASE.2013.2279157
- Ljouad, T., Amine, A. & Rziza, M. (2016). Mobile object tracking using the modified cuckoo search. In: Yang, X.-S. & Papa, J.P. (Eds). *Bio-Inspired Computation and Applications in Image Processing*, Elsevier, doi: 10.1016/C2015-0-00856-5
- Lu, Y. (2019). Artificial intelligence: a survey on evolution, models, applications and future trends. *Journal of Management Analytics*, pp. 1-29. doi: 10.1080/23270012.2019.1570365
- Mahmud, N., Zahedi, A. & Mahmud, A. (2017). A Cooperative Operation of Novel PV Inverter Control Scheme and Storage Energy Management System Based on

- ANFIS for Voltage Regulation of Grid-Tied PV System. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 13, pp. 2657 – 2668, doi: 10.1109/TII.2017.2651111
- Malekizadeh, M., Karami, H., Karimi, M., Moshari, A. & Sanjari, M. J. (2020). Short-term load forecast using ensemble neuro-fuzzy model. *Energy*, 196, 117127, doi: 10.1016/j.energy.2020.117127
- Malhotra, A. & Schizas, I. D. (2020). On unsupervised simultaneous kernel learning and data clustering, *Pattern Recognition*, 108, 107518, doi: 10.1016/j.patcog.2020.107518
- Manikandan, R., Kumar, A. & Gupta, D. (2020). Hybrid computational intelligence for healthcare and disease diagnosis. *Hybrid Computational Intelligence*, pp. 97-122, doi: 10.1016/b978-0-12-818699-2.00006-8
- Mansourypoor, F. & Asadi, S. (2017). Development of a Reinforcement Learning-based Evolutionary Fuzzy Rule-Based System for diabetes diagnosis. *Computers in Biology and Medicine*, 91, pp. 337 – 352, doi: 10.1016/j.combiomed.2017.10.024
- Mao, W.L. & Chu, C. T. (2019). Modeless Magnetic Bearing System Tracking Using an Adaptive Fuzzy Hermite Neural Network Method. *IEEE Sensors Journal*, 19, pp. 5904 – 5915, doi: 10.1109/JSEN.2019.2906730
- Marmolejo Saucedo, J. A., Hemanth, J. D. & Kose, U. (2019). Prediction of Electroencephalogram Time Series With Electro-Search Optimization Algorithm Trained Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE Access*, 7, pp. 15832-15844, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2894857
- Marquis, P., Papini O., Prade H. (2020) Elements for a History of Artificial Intelligence. In: Marquis P., Papini O., Prade H. (eds) A Guided Tour of Artificial Intelligence Research. Springer, Cham.
- Marugán, A. P., Márquez, F. P. G., Perez, J. M. P. & Ruiz-Hernández, D. (2018). A survey of artificial neural network in wind energy systems. *Applied Energy*, 228, pp. 1822-1836. doi: 10.1016/j.apenergy.2018.07.084
- Marzouq, M., Bounoua, Z., Fadili, H. E. L., Mechaqrane, A., Zenkouar, K. & Lakhliai, Z. (2018). New daily global solar irradiation estimation model based on automatic selection of input parameters using evolutionary artificial neural networks. *Journal of Cleaner Production*, 209, pp. 1105 – 1118, doi: 10.1016/j.clepro.2018.10.254
- McClelland, J. L. and Rumelhart, D. E. (1986). *Parallel Distributed Processing*, Volumes 1 and 2, MIT Press, Cambridge, Mass.
- McCorduck, Pamela (2004), *Machines Who Think* (2nd ed.), Natick, MA: A. K. Peters, Ltd., ISBN 978-1-56881-205-2
- Medsker, Larry (1994). *Hybrid Neural Network and Expert Systems*. Springer, doi: 10.1007/978-1-4615-2726-8

- Minaei, S., Kiani, S. Ayyari, M. & Ghasemi-Varnamkhasti, M. (2017). A portable computer-vision-based expert system for saffron color quality characterization. *Journal of Applied Research on Medicinal and Aromatic Plants*, 7, pp. 124-130, doi: 10.1016/j.jarmap.2017.02.004
- Mishra, S., Hota, C., Kumar, L. & Nayak, A. (2019). An Evolutionary GA-Based Approach for Community Detection in IoT. *IEEE Access*, 7, pp. 100512 – 100534, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2923965
- Mohamed, I. S., Rovetta, S., Do, T. D., Dragicevic, T. & Diab, A. A. Z. (2019). A Neural-Network-Based Model Predictive Control of Three-Phase Inverter With an Output LC Filter. *IEEE Access*, 7, pp. 124737 – 124749, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2938220
- Moulodi, S., Rahmanpanah, H., Burvill, C. & Davies, H. (2019). Prediction of load in a long bone using an artificial neural network prediction algorithm. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 102, 103527, doi:10.1016/j.jmbbm.2019.103527
- Munakata, T. (2008). *Fundamentals of the New Artificial Intelligence: Neural, Evolutionary, Fuzzy and More* (2nd Edition). Springer-Verlag, London.
- Na, X., Han, M., Ren, W. & Zhing, K. (2020). Modified BBO-Based Multivariate Time-Series Prediction System With Feature Subset Selection and Model Parameter Optimization. *IEEE Transactions on Cybernetics*, pp. 1 – 11, doi: 10.1109/TCYB.2020.2977375
- Nandy, A. & Biswas, M. (2018). *Reinforcement Learning: With Open AI, TensorFlow and Keras Using Python*. Apress Standard Distribution. doi: 10.1007/978-1-4842-3285-9
- Newborn, M. (2000). Deep Blue's contribution to AI. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 28, pp. 27-30. doi: 10.1023/a:1018939819265
- Newell, A.; Shaw, J.C.; Simon, H.A. (1959). Report on a general problem-solving program. *Proceedings of the International Conference on Information Processing*. pp. 256–264.
- Nguyen, N., Yoo, T.T., Bien, F. & Oruganti, S. K. (2015). Neuro-fuzzy controller for battery equalisation in serially connected lithium battery pack. *IET Power Electronics*, 8, pp.458-466, doi: 10.1049/iet-pel.2013.0657
- Nilsson, N. J. (1998). *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. Morgan Kaufmann, San Mateo, California.
- Nirmala Sreedharan, N. P., Ganesan, B., Raveendran, R., Sarala, P., Dennis, B. & Boothalingam R. R. (2018). Grey Wolf optimization-based feature selection and classification for facial emotion recognition. *IET Biometrics*, 7, pp. 490 – 499, doi: 10.1049/iet-bmt.2017.0160.

- Nkamgang, O. T., Tchiotsop, D., Fotsin, H. B., Talla, P. K., Dorr, V.L. & Wolf, D. (2019). Automating the clinical stools exam using image processing integrated in an expert system. *Informatics in Medicine Unlocked*, 15, 100165, doi: 10.1016/j.imu.2019.100165
- Norouzi, R., Kosari, A. & Sabour, M. H. (2019). Investigating the Generalization Capability and Performance of Neural networks and Neuro-Fuzzy Systems for Nonlinear Dynamics Modeling of Impaired Aircraft. *IEEE Access*, 7, 21067-21093, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2897487
- Pan, W., Lyu, M., Hwang, K.S., Ju, M.Y. & Shi, H. (2018). A Neuro-Fuzzy Visual Servoing Controller for an Articulated Manipulator. *IEEE Access*, 6, pp. 3346-3357, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2787738
- Panigrahi, B. K., Shi, Y. & Lim, M.-H. (Eds) (2011). Handbook of Swarm Intelligence. Adaptation, Learning, and Optimization. doi: 10.1007/978-3-642-17390-5
- Park, G. M., Yoo, S. M. & Kim, J. H. (2020). Convolutional Neural Network with Developmental Memory for Continual Learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, pp. 1-15, doi: 10.1109/TNNLS.2020.3007548
- Parsopoulos, K. (2012). Parallel cooperative micro-particle swarm optimization: A master-slave model. *Applied Soft Computing*, 12, pp. 3552-3579. doi: 10.1016/j.asoc.2012.07.013
- Parsopoulos, K. (2016). Particle swarm methods. Handbook of Heuristics, pp. 1-47.
- Petkovic, B., Petkovic, D., Kuzman, B, Milovancevic, M., Wakil, K, Ho, L. S. & Jermsittiparsert, K. (2020). Neuro-fuzzy estimation of reference crop evapotranspiration by neuro fuzzy logic based on weather conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 173, 105358, doi: 10.1016/j.compag.2020.105358
- Pfeiffer, M., Shukla, S., Turchetta, M., Cadena, C., Krause, A., Siegwart, R. & Nieto, J. (2018). Reinforced Imitation: Sample Efficient Deep Reinforcement Learning for Mapless Navigation by Leveraging Prior Demonstrations. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3, pp. 4423-4430, doi:10.1109/LRA.2018.2869644
- Pham, B. T., Jaafari, A., Prakash, I., Singh, S. K., Quoc, N. K. & Bui, D. T. (2019). Hybrid computational intelligence models for groundwater potential mapping. *CATENA*, 182, 104101, doi: 10.1016/j.catena.2019.104101
- Plawiak, P. (2018). Novel methodology of cardiac health recognition based on ECG signals and evolutionary-neural system. *Expert Systems with Applications*, 92, pp. 334 – 349, doi: 10.1016/j.eswa.2017.09.022
- Praczyk, T. (2015). Using evolutionary neural networks to predict spatial orientation of a ship. *Neurocomputing*, 166, pp. 229 – 243, doi: 10.1016/j.neucom.2015.03.075
- Radaideh, M.I., Pigg, C., Kozłowski, T., Deng, Y. & Qu, A. (2020). Neural-based Time Series Forecasting of Loss of Coolant Accidents in Nuclear Power Plants. *Expert Systems with Applications*, 160, 113699, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113699

- Rahman, I. & Mohamad-Saleh, J. (2018). Hybrid bio-Inspired computational intelligence techniques for solving power system optimization problems: A comprehensive survey. *Applied Soft Computing*, 69, pp. 72-130, doi: 10.1016/j.asoc.2018.04.051
- Rahmanpanah, H., Mouloudi, S., Burvill, C., Gohari, S. & Davies, H. (2020). Prediction of load-displacement curve in a complex structure using artificial neural networks: A study on a long bone. *International Journal of Engineering Science*, 154, 103319, doi: 10.1016/j.ijengsci.2020.103319
- Raja, M. A. Z., Abbas, S., Syam, M. I. & Wazwaz, A. M. (2018). Design of neuro-evolutionary model for solving nonlinear singularity perturbed boundary value problems. *Applied Soft Computing*, 62, pp. 373 – 394, doi: 10.1016/j.asoc.2017.11.002
- Raza, S., Mokhils, H., Arof, H., Naidu, K., Laghari, J. A. & Khairuddin, A. S. M. (2016). Minimum-features-based ANN-PSO approach for islanding detection in distribution system. *IET Renewable Power Generation*, 10, pp. 1255 – 1263, doi: 10.1049/iet-rpg.2016.0080
- Ren, W., Wu, K., Gu, Q. & Hu, Y. (2020). Intelligent decision making for service providers selection in maintenance service network: An adaptive fuzzy-neuro approach. *Knowledge-Based Systems*, 190, 105263, doi: 10.1016/j.knosys.2019.105263
- Read, S. (2012). John Buridan's theory of consequence and his octagons of opposition. In: Béziau J. and Jacquette D (eds). *Around and beyond the square of opposition*. Studies in universal logic. Springer, Basel, pp 93–110
- Rich, E. & Knight, K. (1991). *Artificial Intelligence (second (Ed.))*. McGraw-Hill, New York.
- Rikalovic, A. M., Cosic, I., Labati, R. D. & Piuri, V. (2018). Intelligent Decision Support System for Industrial Site Classification: A GIS-Based Hierarchical Neuro-Fuzzy Approach. *IEEE Systems Journal*, 12, pp. 2970 – 2981, doi: 10.1109/JSYST.2017.2697043
- Rokach, L. & Maimon, O. (2005). Decision Trees. In: Maimon, O. & Rokach, L. (eds) *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer, Boston, MA. doi: 10.1007/0-387-25465-X\_9
- Rumelhart, David E.; Hinton, Geoffrey E.; Williams, Ronald J. (1986-10-09). "Learning representations by back-propagating errors". *Nature*. **323** (6088): 533–536. doi:10.1038/323533a0
- Russell, S. J. & Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach (2nd Edition)*. Prentice Hall. ISBN: 0130803022
- Sadeghi, M. & Asghari, S.A. (2017). Recommender Systems Based on Evolutionary Computing: A Survey, *Journal of Software Engineering and Applications*. Vol. 10, No. 5. doi: 10.4236/jsea.2017.105023



- Samanta, S., Suresh, S. , Senthilnath, J. & Sundararajan, N. (2019). A new Neuro-Fuzzy Inference System with Dynamic Neurons (NFIS-DN) for system identification and time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 82, 105567, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105567
- Sanz, J. A., Bernardo, D., Herrera, F., Bustince, H. & Hageras, H. (2015). A Compact Evolutionary Interval-Valued Fuzzy Rule-Based Classification System for the Modeling and Prediction of Real-World Financial Applications With Imbalanced Data. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 23, pp. 973 – 990, doi: 10.1109/TFUZZ.2014.2336263
- Sarabakha, A. & Kayacan, E. (2019). Online Deep Fuzzy Learning for Control of Nonlinear Systems Using Expert Knowledge. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28, pp. 1492 – 1503, doi: 10.1109/TFUZZ.2019.2936787
- Saroha, J., Singh, M. & Jain, D. K. (2018). ANFIS Based Add-on Controller for Unbalance Voltage Compensation in Low Voltage Microgrid. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14, pp. 5338 – 5345, doi: 10.1109/TII.2018.2803748
- Sarvari, S., Sani, N. F. M., Hanapi, Z. M. & Abdullah, M. T. (2020). An Efficient Anomaly Intrusion Detection Method With Feature Selection and Evolutionary Neural Network. *IEEE Access*, 8, pp. 70651 – 70663, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2986217
- Sekhar, P. C., Mishra, S. & Sharma, R. (2015). Data analytics based neuro-fuzzy controller for diesel-photovoltaic hybrid AC microgrid. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 9, pp. 193 – 207, doi: 10.1049/iet-gtd.2014.0287
- Shalhaf, A., Saffar, M., Sleigh, J. W. & Shalhaf, R. (2017). Monitoring the depth of anesthesia using a new adaptive neuro-fuzzy system. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22, pp. 671 – 677, doi: 10.1109/JBHI.2017.2709841
- Shang, Q., Chen, L., Cui, J. & Lu, Y. (2020). Hardware Evolution Based on Improved Simulated Annealing Algorithm in Cyclone V FPSoCs. *IEEE Access*, 8, pp. 64770 – 64782, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2984950
- Sharma, M., Agrawal, S. & Deswal, S. (2020). Application of hybrid computational intelligence in health care. *Hybrid Computational Intelligence*, pp. 123-148, doi: 10.1016/b978-0-12-818699-2.00007-x
- Sharma, V., Kumar, R., Cheng, W. H., Atiquzzaman, M., Srinivasan, K. & Zomaya, A. (2018). NHAD: Neuro-Fuzzy Based Horizontal Anomaly Detection In Online Social Networks. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 30, pp. 2171 – 2184, doi: 10.1109/TKDE.2018.2818163
- Shihabudheen, K. V. & Pillai, G.N. (2018). Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey. *Knowledge-Based Systems*, 152, pp. 136-162, doi: 10.1016/j.knosys.2018.04.014
- Shengkai, Y., Yuan, M., Lu, T., Shivakumara, P., Blumenstein, M., Shi, J. & Kumar, H.G. (2020). Rotation Invariant Angle-Density based Features for an Ice Image

- Classification System. *Expert Systems with Applications*, 162, 113744, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113744
- Shoham, Y. (1993). Agent-oriented programming. *Artificial Intelligence*, 60, pp. 51-92. doi: 10.1016/0004-3702(93)90034-9
- Singholi, A.K.S. & Agarwal, D. (2018). Review of Expert System and Its Application in Robotics. In: Singh, R., Choudhury, S. & Gehlot, A. (eds) Intelligent Communication, Control and Devices. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 624. Springer, Singapore. doi: 10.1007/978-981-10-5903-2\_131
- Sitton, J.D., Zeinali, Y. & Story, B.A. (2018). Design and Field Implementation of an Impact Detection System Using Committees of Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 120, pp. 185-196, doi:10.1016/j.eswa.2018.11.005
- Stenberg, R.J. (2005). Intelligence. In K. J. Holyoak & R.G. Morrison (Eds). *The Cambridge handbook of thinking and reasoning* (p. 751-773). Cambridge University Press.
- Sun, Q. & Ertekin, T. (2017). Structuring an artificial intelligence based decision making tool for cyclic steam stimulation processes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 154, pp. 564-575, doi: 10.1016/j.petrol.2016.10.042
- Sun, Q. & Ertekin, T. (2019). Screening and optimization of polymer flooding projects using artificial-neural network (ANN) based proxies. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 185, 106617, doi: 10.1016/j.petrol.2019.106617
- Τζιμόπουλος, Χ. & Παπαδόπουλος, Β. (2013). Ασαφής Λογική: Μεφαρμογές στις επιστήμες του μηχανικού. Εκδόσεις Ζήτη, ISBN13:9789604563852
- Taj, T.A., Alolah, A. I., Hasanien, H. M. & Muyeen, S. M. (2015). Transient stability enhancement of a grid-connected wind farm using an adaptive neuro-fuzzy controlled-flywheel energy storage system. *IET Renewable Power Generation*, 9, pp. 792 – 800, doi: 10.1049/iet-rpg.2014.0345
- Talabis, M. R. M., McPherson, R., Miyamoto, I., Martin, J. L. & Kaye, D. (2015). Analytics Defined. *Information Security Analytics*, pp. 1-12. doi: 10.1016/β978-0-12-800207-0.00001-0
- Tavassoli-Hojati, Z., Ghaderi, S. F., Iranmanesh, H., Hilber, P. & Shayesteh, E. (2020). A self-partitioning local neuro fuzzy model for short term load forecasting in smart grids. *Energy*, 199, 117514, doi: 10.1016/j.energy.2020.117514
- Tian, X., He, R., Sun, X., Cai, Y. & Xu, Y. (2019). An ANFIS-based ECMS for Energy Optimization of Parallel Hybrid Electric Bus. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69, pp. 1473 – 1483, doi: 10.1109/TVT.2019.2960593
- Tiruneh, G. G., Fayek, A. R. & Sumati, V. (2020). Neuro-fuzzy systems in construction engineering and management research. *Automation in Construction*, 119, 103348, doi: 10.1016/j.autcon.2020.103348

- Trillas, E. & Eciolaza, L. (2015). *Fuzzy Logic: An Introductory Course for Engineering Students*, Studies in Fuzziness and Soft Computing, Springer. doi: 10.1007/978-3-319-14203-6
- Tsai, J.T., Chiu, K.Y. & Chou J. H. (2015). Optimal Design of SAW Gas Sensing Device by Using Improved Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE Access*, 3, pp. 420-429, doi: 10.1109/ACCESS.2015.2427291
- Tsai, J.T., Chou J. H. & Lin, C. F. (2015). Designing Micro-Structure Parameters for Blacklight Modules by Using Improved Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE Access*, 3, pp. 2626 – 2636, doi: 10.1109/ACCESS.2015.2508144
- Tsakiridis, N. L., Theocharis, J. B., Panagos, P., Zalidis, G. C. (2019). An evolutionary fuzzy rule-based system applied to the prediction of soil organic carbon soil spectral libraries. *Applied Soft Computing*, 81, 105504, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105504
- Tulshan A.S.&Dhage S.N. (2019) Survey on Virtual Assistant: Google Assistant, Siri, Cortana, Alexa. In: Thampi S., Marques O., Krishnan S., Li KC., Ciunzo D., Kolekar M. (eds) *Advances in Signal Processing and Intelligent Recognition Systems. SIRS 2018. Communications in Computer and Information Science*, vol 968. Springer, Singapore
- Upasani, N. & Om, H. (2019). A modified neuro-fuzzy classifier and its parallel implementation on modern GPUs for real time intrusion detection. *Applied Soft Computing*, 82, 105595, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105595
- Vikhar, P. A. (2016). Evolutionary algorithms: A critical review and its future prospects, *2016 International Conference on Global Trends in Signal Processing, Information Computing and Communication (ICGTSPICC)*, Jalgaon, pp. 261-265, doi: 10.1109/ICGTSPICC.2016.7955308.
- Wagner, W.P. (2017). Trends in expert system development: A longitudinal content analysis of over thirty years of expert system case studies. *Expert Systems with Applications*, 76, pp. 85-96. doi: 10.1016/j.eswa.2017.01.028
- Wang, W. W., Ni, R. Q., Yu, F. Y., Lou, G. F. & Zhao, C. D. (2018). Optimization of GERD Therapeutic Regimen Based on ANN and Realization of MATLAB. *Digital Chinese Medicine*, 1, pp. 47-55, doi: 10.1016/S2589-3777(19)30007-2
- Wang, C., Y., Tsai, J., T., Fang, C. H., Lee, T. F. & Chou, J. H. (2015). Predicting survival of individual patients with esophageal cancer by adaptive neuro-fuzzy inference system approach. *Applied Soft Computing*, 35, pp. 583 – 590, doi: 10.1016/j.asoc.2015.05.045
- Weng, B., Ahmed, M. A. & Megahed, F. M. (2017). Stock market one-day ahead movement prediction using disparate data sources. *Expert Systems with Applications*, 79, pp. 153-163, doi: 10.1016/j.eswa.2017.02.041
- Weng. B., Lu, L., Wang, X., Megahed, F. M. & Martinez, W. (2018). Predicting short-term stock prices using ensemble methods and online data sources. *Expert Systems with Applications*, 112, pp. 258-273, doi: 10.1016/j.eswa.2018.06.016

- Winston, P. H. (1992). *Artificial Intelligence (Third (Ed.))*. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.
- Wooldridge, M. and Jennings, N.R. (1995) *Intelligent Agents: Theory and Practice*. *The Knowledge Engineering Review*, 10, 115-152. <http://dx.doi.org/10.1017/S0269888900008122>
- Xu, S., Yang, X., Chen, M., Lai, W., Wang, Y. & Ran, L. (2019). Analysis and Modeling for the Real-Time Condition Evaluating of MOSFET Power Device Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE Access*, 7, pp. 6510 – 6518, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2890022
- Yadav, N., Yadav, A., & Kumar, M. (2015). *History of Neural Networks*. *SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology*, 13–15. doi:10.1007/978-94-017-9816-7\_2
- Yang, J., Parikh, D. & Batra, D. (2016). Joint Unsupervised Learning of Deep Representations and Image Clusters. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 5147-5156
- Yeh, J. W. & Su, S. F. (2016). Efficient Approach for RLS Type Learning in TSK Neural Fuzzy Systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 47, pp. 2343 – 2352, doi: 10.1109/TCYB.2016.2638861
- You, J., Ampomah, W. & Sun, Q. (2020). Development and application of a machine learning based multi-objective optimization workflow for CO<sub>2</sub>-EOR projects. *Fuel*, 264, 116758, doi: 10.1016/j.fuel.2019.116758
- Yue, S., Yuan, M., Lu, T., Shivakumara, P., Blumenstein, M., Shi, J. & Kumar, H. (2020). Rotation Invariant Angle-Density based Features for an Ice Image Classification System. *Expert Systems with Applications*, 162, 113744, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113744
- Zambroni de Souza, M. F., Reis, Y., Zambroni de Souza, A. C., Lima, I. & Almeida, A. B. (2015). Load margin assessment of systems with distributed generation with the help of neuro-fuzzy method. *IET Renewable Power Generation*, 9, pp. 331 -339, doi: 10.1049/iet-rpg.2014.0090
- Zaman, F., Elsayed, S., Sarker, R. & Essam, D. (2020). Hybrid Evolutionary Algorithm for Large-scale Project Scheduling Problems. *Computers & Industrial Engineering*, 146, 106567, doi: 10.1016/j.cie.2020.106567
- Zamani-Sabzi H., King, J.P. & Abudu, S. (2017). Developing an intelligent expert system for streamflow prediction, integrated in a dynamic decision support system for managing multiple reservoirs: A case study. *Expert Systems with Applications*, 83, pp. 145-163, doi: 10.1016/j.eswa.2017.04.039

Zarchi, M.S., Fatemi Bushehri, S. M. M. & Dehghanizadeh, M. (2018). SCADI: A standard dataset for self-care problems classification of children with physical and motor disability. *International Journal of Medical Informatics*, 114, pp. 81-87, doi: 10.1016/j.ijmedinf.2018.03.003

Zhang, Y., Dong, J., Zhu, J. & Wu, C. (2019). Common and Special Knowledge-Driven TSK Fuzzy System and Its Modeling and Application for Epileptic EEG Signals Recognition. *IEEE Access*, 7, pp. 127600 – 127614, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2937657

Zhang, C., Lim, P., Qin, A. K. & Tan, K. C. (2017). Multiobjective Deep Belief Networks Ensemble for Remaining Useful Life Estimation in Prognostics. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 28, pp. 2306 – 2318, doi: 10.1109/TNNLS.2016.2582798

Zou, B., Nurudeen, M., Zhu, C., Zhang, Z., Zhao, R. & Wang, L. (2018). A Neuro-Fuzzy Crime Prediction Model Based on Video Analysis. *Chinese Journal of Electronics*, 27, pp. 968 – 975, doi: 10.1049/cje.2018.02.019