



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΓΕΝΙΚΟ ΤΜΗΜΑ

ΠΜΣ «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΩΝ»

## ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Μέθοδοι υπολογιστικής νοημοσύνης σε ενεργειακά θέματα και  
παραδείγματα εφαρμογής**

**Computational intelligence methods in energy issues and  
application examples**

**ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ ΚΟΥΒΕΛΑΣ Α.Μ. 7519015**

**Επιβλέπων Καθηγητής: Δρ. ΜΟΣΧΑΚΗΣ ΜΑΡΙΟΣ**

**Λάρισα, Σεπτέμβριος 2021**

## ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ

*«Δηλώνω υπεύθυνα ότι η συγκεκριμένη μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία για τη λήψη του μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών του ΠΜΣ Πλήρους Φοίτησης του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας «Ενεργειακές Τεχνολογίες και Συστήματα Αυτοματισμών» έχει συγγραφεί από εμένα προσωπικά και δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει εγκριθεί στο πλαίσιο κάποιου άλλου μεταπτυχιακού ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών, στην Ελλάδα ή στο εξωτερικό. Η εργασία αυτή έχοντας εκπονηθεί από εμένα, αντιπροσωπεύει τις προσωπικές μου απόψεις επί του θέματος και το κείμενο είναι γραμμένο με τα δικά μου λόγια και δεν αποτελεί προϊόν λογοκλοπής από τρίτες πηγές. Οι πηγές στις οποίες ανέτρεξα για την εκπόνηση της συγκεκριμένης διπλωματικής αναφέρονται στο σύνολο τους, δίνοντας πλήρεις αναφορές στους συγγραφείς, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο».*

Ο Δηλών

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ</b> .....	<b>4</b>
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ</b> .....	<b>4</b>
<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	<b>5</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>6</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ</b> .....	<b>7</b>
1.1. ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ .....	7
1.2. ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ.....	10
1.3. Η ΤΝ ΣΤΟ Πέρασμα ΤΟΥ ΧΡΟΝΟΥ.....	10
1.4. Η έΡΕΥΝα ΣΤΟ ΧΩΡΟ ΤΗΣ ΤΝ .....	11
1.5. ΣΥΓΧΡΟΝΕΣ ΕΦαΡΜΟΓές ΤΗΣ ΤΝ .....	14
1.6. ΠΕΡΙβάΛΛΟΥΣα ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ.....	15
1.6.1. <i>Παράγοντες της Περιβάλλονσας Νοημοσύνης</i> .....	17
1.7. ΤΟμΕΙΣ έΡΕΥΝαΣ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜαΤα ΕΝέρΓΕΙαΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ .....	18
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ</b> .....	<b>20</b>
2.1. ΤΕΧΝΗΤά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα .....	20
2.1.1. <i>Ιστορική αναδρομή</i> .....	20
2.1.2. <i>Λειτουργία ΤΝΔ</i> .....	23
2.1.2.1. <i>Εκπαίδευση ΝΔ</i> .....	23
2.1.2.2. <i>Δομή νευρώνα</i> .....	24
2.1.3. <i>Παραδείγματα νευρωνικών δικτύων</i> .....	26
2.1.3.1. <i>Αισθητήρας (Perceptron)</i> .....	26
2.1.3.2. <i>Πολυεπίπεδοι Αισθητήρες (MultiLayer Perceptrons, MLPs)</i> .....	27
2.1.4. <i>Μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους</i> .....	28
2.1.4.1. <i>Μειονεκτήματα οπισθοδιάδοσης</i> .....	29
2.1.5. <i>Πλεονεκτήματα μειονεκτήματα ΝΔ</i> .....	29
2.2. ΜΗΧαΝέΣ ΔιαΝΥΣμάΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ (SUPPORT VECTOR MACHINES - SVM) .....	30
2.3. ΤΥΧαλα ΔάΣΗ (RANDOM FORESTS, RF).....	31
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΥΣΑ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ</b> .....	<b>32</b>
3.1. ΕΞέΛΙΞΗ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ.....	32
3.2. ΣΥΝΔΥόΖΟΝΤαΣ ΑΜΙ ΚαΙ ΑΙ.....	33
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΠΗΓΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΤΟΥΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ</b> .....	<b>35</b>
4.1. ΕΙΣαΓΩΓΗ.....	35
4.2. ΜαΚΡΟΠΡΟΘΕΣμα ΤΕΧΝΗΤά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα .....	37
4.3. ΥΒΡΙΔΙΚά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα ΚΟΝΤΙΝΟΥ ΧΡΟΝΙΚΟΥ ΟΡΙΖΟΝΤα.....	37
4.4. ΙΕΡαΡΧΙΚά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα ΚΟΝΤΙΝΟΥ ΧΡΟΝΙΚΟΥ ΟΡΙΖΟΝΤα .....	38
4.5. ΤΕΧΝΗΤά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα ΠΟΥ ΣΥΝΔΥόΖΟΥΝ ΟμΟΙΕΣ ΗμΕΡΗΣΙΕΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ .....	39
4.6. ΜLΡ ΤΕΧΝΗΤά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα ΠΟΥ ΠΡΟΒΛέΠΟΥΝ ΚαΤαΝάΛΩΣΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚαΙ ΚαΥΣΙμΟΥ.....	40
4.7. ΤΕΧΝΗΤά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα μΕ ΕΥΡΕΤΙΚΟΥΣ ΚαΝΟΝΕΣ .....	41
4.8. ΤΕΧΝΗΤά ΝΕΥΡΩΝΙΚά ΔΙΚΤΥα ΕΞΕΛΙΣΣΟμΕΝα αΠΟ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥΣ αΛΓΟΡΙΘμΟΥΣ .....	41
4.9. ΚαΤαΛΛΗΛΟΤΗΤα ΤΩΝ ΜLΡ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΟΥ ΗΛΕΚΤΡΙΚΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ.....	42
4.10. ΙΕΡαΡΧΙΚΟ ΥΒΡΙΔΙΚΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ .....	43
4.11. ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ μΕ ΔΕΙΚΤΕΣ ΗμέΡαΣ ΚαΙ ΩΡαΣ .....	44
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΓΙΑ ΜΕΙΩΣΗ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΙΣΧΥΟΣ</b> .....	<b>45</b>
5.1. ΕΙΣαΓΩΓΗ.....	45

5.2.	ΈΛΕΓΧΟΣ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑΣ ΣΕ ΈΝΑ ΣΥΣΤΗΜΑ ΙΣΧΥΟΣ .....	51
5.3.	ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΠΟΡΡΙΨΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΑΙ ΟΙ ΤΥΠΟΙ ΤΟΥΣ .....	53
5.3.1.	Συμβατικές τεχνικές μείωσης φορτίου .....	53
5.3.1.1.	Τεχνικές απόρριψης φορτίου υπό συχνότητα ( <i>Under frequency load shedding - UFLS</i> ) .....	54
5.3.1.2.	Συστάσεις για σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας .....	54
5.3.1.3.	Τεχνικές απόρριψης φορτίου υπό τάση ( <i>UVLS</i> ) .....	55
5.3.1.4.	Περιορισμός συμβατικών τεχνικών αποβολής φορτίου .....	56
5.3.2.	Προσαρμοστικές τεχνικές μείωσης φορτίου .....	57
5.3.3.	Τεχνικές απομάκρυνσης φορτίου βασισμένες σε υπολογιστική νοημοσύνη .....	59
5.4.	ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ (COMPUTATIONAL INTELLIGENCE TECHNIQUES - CИT) ΓΙΑ ΜΕΙΩΣΗ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΙΣΧΥΟΣ.....	60
5.4.1.	Εφαρμογή τεχνητού νευρωνικού δικτύου ( <i>ANN</i> ) στην αποβολή φορτίου.....	60
5.4.1.1.	Περιορισμοί του <i>ANN</i> σε εφαρμογές μείωσης φορτίου .....	62
5.4.2.	Εφαρμογή ελέγχου ασαφούς λογικής ( <i>Fuzzy logic control - FLC</i> ) στην αποβολή φορτίου.....	63
5.4.3.	Εφαρμογή προσαρμοστικού συστήματος νευρο-ασαφούς συμπεράσματος ( <i>Adaptive neuro-fuzzy inference system - ANFIS</i> ) στην αποβολή φορτίου .....	64
5.4.4.	Εφαρμογή γενετικού αλγορίθμου ( <i>Genetic algorithm - GA</i> ) στην αποβολή φορτίου.....	65
5.4.4.1.	Περιορισμός γενετικών αλγορίθμων .....	66
5.4.5.	Εφαρμογή βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων ( <i>Particle swarm optimization - PSO</i> ) σε απώλεια φορτίου.....	66
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6. ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΕ ΤΟΠΙΚΕΣ ΑΓΟΡΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ .....</b>		<b>68</b>
6.1.	ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΑΠΟΙΚΙΩΝ ΜΥΡΜΗΓΚΙΩΝ ( <i>ANT COLONY OPTIMIZATION – ACO</i> ).....	69
6.2.	Κατά ΠΡΟΣΈΓΓΙΣΗ Q-LEARNING .....	70
6.3.	ΤΕΧΝΗΤΗ ΑΠΟΙΚΙΑ ΜΕΛΙΣΣΩΝ.....	71
6.4.	ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ .....	72
6.5.	ΔΙΑΦΟΡΙΚΗ ΕΞΈΛΙΞΗ .....	72
6.6.	ΕΙΔΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ .....	73
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ .....</b>		<b>75</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>		<b>78</b>



## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 Ερευνητικοί χώροι στο χώρο της ΤΝ.....	13
Πίνακας 2. Οι πιο σοβαρές διακοπές ρεύματος τις τελευταίες δύο δεκαετίες σε όλο τον κόσμο.....	46
Πίνακας 3 Σύγκριση χαρακτηριστικών συμβατικών και υπολογιστικών τεχνικών νοημοσύνης .....	60

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1 Η σχέση της ΤΝ με τις άλλες σχετικές επιστήμες στον ευρύτερο χώρο της Γνωστικής Επιστήμης (Γεωργούλη, 2015) .....	9
Σχήμα 2 Τα τρία στρώματα της έρευνας στο χώρο της ΤΝ (Γεωργούλη, 2015).....	12
Σχήμα 3 Βασικά στάδια εξέλιξης της ΤΝ (Γεωργούλη, 2015) .....	14
Σχήμα 4 Τομείς σύγχρονων εφαρμογών ΤΝ (Γεωργούλη, 2015) .....	14
Σχήμα 5 Γραφική απεικόνιση των όρων που συντελούν την έννοια Περιβάλλουσα Νοημοσύνη ..	16
Σχήμα 6 Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο .....	21
Σχήμα 7 Αντιστοίχιση ΒΝΔ με ΤΝΔ.....	22
Σχήμα 8 Αρχή λειτουργίας ενός τεχνητού νευρώνα. (Γιαννακού, 2019) .....	25
Σχήμα 9 Βηματική συνάρτηση για τιμή κατωφλίου ίση προς μηδέν. (Γιαννακού, 2019) .....	26
Σχήμα 10 Πολυεπίπεδος αισθητήρας με ένα κρυφό επίπεδο.....	28
Σχήμα 11 Ταξινόμηση Support Vector Machines .....	30
Σχήμα 12 Παράδειγμα μοντέλου Random Forest (Breiman, 2001) .....	31
Σχήμα 13. Η εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης.....	32
Σχήμα 14 Το όραμα της AmI από την άποψη της ΑΙ. ....	34
Σχήμα 15 Προτεινομένη αρχιτεκτονική μακροπρόθεσμων τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Σταματάκης, 2008) .....	37
Σχήμα 16 Υβριδικά νευρωνικά δίκτυα κοντινού χρονικού ορίζοντα (Σταματάκης, 2008) .....	38
Σχήμα 17 Ιεραρχικά νευρωνικά δίκτυα κοντινού χρονικού ορίζοντα (Σταματάκης, 2008) .....	39
Σχήμα 18 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που συνδυάζουν όμοιες ημερήσιες προσεγγίσεις (Σταματάκης, 2008) .....	40
Σχήμα 19 Σφάλμα πρόβλεψης μεθόδων (Σταματάκης, 2008).....	41
Σχήμα 20 Αναπαράσταση εισόδων νευρωνικού μοντέλου (Σταματάκης, 2008) .....	42
Σχήμα 21 Ιεραρχικό υβριδικό νευρωνικό δίκτυο (Σταματάκης, 2008) .....	43
Σχήμα 22 Συσχέτιση θερμοκρασίας φορτίου (Σταματάκης, 2008) .....	44
Σχήμα 23 Συνέπειες διακοπών ρεύματος.....	46
Σχήμα 24 Αριθμός διακοπών ρεύματος σε διαφορετικά μέρη του κόσμου. ....	49
Σχήμα 25 Διάρκεια διακοπής ρεύματος σημειώθηκε σε διαφορετικά μέρη του κόσμου.....	49
Σχήμα 26 Οι δέκα κορυφαίες πολιτείες των ΗΠΑ με τις περισσότερες αναφερόμενες διακοπές ρεύματος το 2011. ....	50
Σχήμα 27 Έλεγχος συχνότητας στο σύστημα ισχύος .....	52
Σχήμα 28 Τύποι τεχνικών απόρριψης φορτίου .....	53
Σχήμα 29 Διάγραμμα ροής συμβατικών τεχνικών αποβολής φορτίου.....	56
Σχήμα 30 Διάγραμμα ροής προσαρμοστικών τεχνικών αποβολής φορτίου.....	58
Σχήμα 31 Διαχείριση τοπικών ενεργειακών αγορών .....	68

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι πρόσφατες διακοπές ρεύματος που έχουν συμβεί σε όλο τον κόσμο καθιστούν αμφισβητήσιμη την αξιοπιστία των συμβατικών τεχνικών UFLS. Οι συμβατικές τεχνικές UFLS δεν είναι κατάλληλες για τα σημερινά μεγάλα και πολύπλοκα συστήματα ισχύος. Οι τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης έχουν την ικανότητα να αντιμετωπίζουν αποτελεσματικά τέτοια σύγχρονα συστήματα ισχύος. Η παρούσα εργασία παρουσιάζει μια ανασκόπηση των τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης που εφαρμόζονται στην μείωση του φορτίου και αναλύει τα σχετικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα του καθενός έναντι των άλλων τεχνικών. Επίσης εστιάζει στις τοπικές αγορές ενέργειας (LEM- Local Energy Market) οι οποίες έχουν ως στόχο τη βελτιστοποίηση των στόχων των συμμετεχόντων, μέσω υπερσύγχρονων μεθόδων υπολογιστικής νοημοσύνης.

Για την σφαιρική απόκτηση γνώσης των παραπάνω θεμάτων, η παρούσα εργασία μέσω της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, στο 1ο Κεφάλαιο αναλύει της βασικές έννοιες της τεχνητής και υπολογιστικής νοημοσύνης καθώς και την ιστορική τους εξέλιξη, αναφέρεται επίσης και στην περιβάλλουσα νοημοσύνη και τους παράγοντές της.

Συνεχίζοντας στο 2ο Κεφάλαιο αναλύονται τα νευρωνικά δίκτυα, μέσω της ιστορικής αναδρομής την λειτουργία τους και αναφέρονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτημά τους. Επίσης σε αυτό το κεφάλαιο αναλύονται και επιπλέον οι μεθοδολογίες υπολογιστικής νοημοσύνης SVM (μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης) και Random Forest (τυχαία δάση).

Στο 3ο Κεφάλαιο εμφανίζεται η σχέση της υπολογιστικής με την περιβάλλουσα νοημοσύνη. Το 4ο Κεφάλαιο αναλύει μεθόδους Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη φορτίου σε πηγές ηλεκτρικής ενέργειας.

Στο 5ο Κεφάλαιο δίνονται λύσεις για τη μείωση του φορτίου σε συστήματα ισχύος με την εφαρμογή τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης και για την ολοκλήρωση του θέματος το 6ο Κεφάλαιο αναλύει παραδείγματα εφαρμογής υπολογιστικής νοημοσύνης σε τοπικές αγορές ενέργειας (LEM).

Κλείνοντας στο 7ο και τελευταίο κεφάλαιο, παρατίθενται τα συμπεράσματα και προτείνονται μέλλουσες εφαρμογές και έρευνες στους παραπάνω τομείς.

## **ABSTRACT**

The various power outages that have occurred around the world make the reliability of conventional UFLS techniques questionable. Conventional UFLS techniques are not suitable for today's large and complex power systems. Computer intelligence techniques have the ability to deal effectively with such modern power systems. This paper presents a review of the computational intelligence techniques applied in reducing the load and analyzes the relative advantages and disadvantages of each over the other techniques. It also focuses on the local energy markets (LEM- Local Energy Market) which aim to optimize the goals of the participants, through state-of-the-art methods of computational intelligence.

For the global acquisition of knowledge of the above topics, the present work through the literature review, in Chapter 1 analyzes the basic concepts of artificial and computational intelligence as well as their historical development, also refers to the ambient intelligence and its factors.

Continuing in the 2nd Chapter, the neural networks are analyzed, through the historical background, their function and their advantages and disadvantages are reported. Also in this chapter are analyzed the methodologies of computational intelligence SVM (support vector machines) and Random Forest (random forests).

Chapter 3 shows the relationship between computing and the ambient intelligence. Chapter 4 analyzes Neural Networks methods for predicting load on electricity sources.

Chapter 5 provides solutions to reduce the load on power systems with the application of computational intelligence techniques and to complete the topic Chapter 6 analyzes examples of application of computational intelligence in local energy markets (LEM).

Closing in the 7th and last chapter, the conclusions are presented and future applications and research in the above areas are proposed.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

### 1.1. Ορισμός Τεχνητής Νοημοσύνης

Στην προσπάθεια να προσδιοριστεί η έννοια της Τεχνητής Νοημοσύνης (ΤΝ), προκύπτουν ποικίλοι ορισμοί αναλόγως του επιστημονικού τομέα (Χημεία, Φυσική, Ιατρική κ.α.). Όμως, αυτό που είναι αδιαμφισβήτητο και αποδεκτό από όλους τους ερευνητές είναι πως η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί επιστήμη.

Σύμφωνα με τον διευθυντή του εργαστηρίου Τεχνητής Νοημοσύνης του Πανεπιστημίου MIT, Patrick Winston (1992), ο κύριος στόχος της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι «να κάνει τις μηχανές πιο έξυπνες», αναζητώντας μεθόδους που θα προσδώσουν στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές πιο «έξυπνες» ικανότητες αυξάνοντας την χρησιμότητά τους. Απώτεροι στόχοι της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι πιο πρακτικοί και επιστημονικοί.

Συγκεκριμένα, από πρακτική σκοπιά αποσκοπεί στην επίλυση πραγματικών προβλημάτων που σχετίζονται με την επιβίωση των ανθρώπων. Ένας ειδικός κλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης ασχολείται με τους πρακτικούς στόχους της. Στο πλαίσιο αυτό, ο ορισμός για την Τεχνητή Νοημοσύνη ανταποκρίνεται στον ακόλουθο: «Τεχνητή Νοημοσύνη είναι εκείνος ο κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με το σχεδιασμό ευφυών υπολογιστικών συστημάτων, δηλαδή συστημάτων με χαρακτηριστικά τα οποία σχετίζονται με την ευφυΐα στην ανθρώπινη συμπεριφορά (μάθηση, αιτίαση, επίλυση προβλημάτων, κατανόηση φυσικής γλώσσας, αναγνώριση αντικειμένων κτλ.).» (Rich & Knight, 1990).

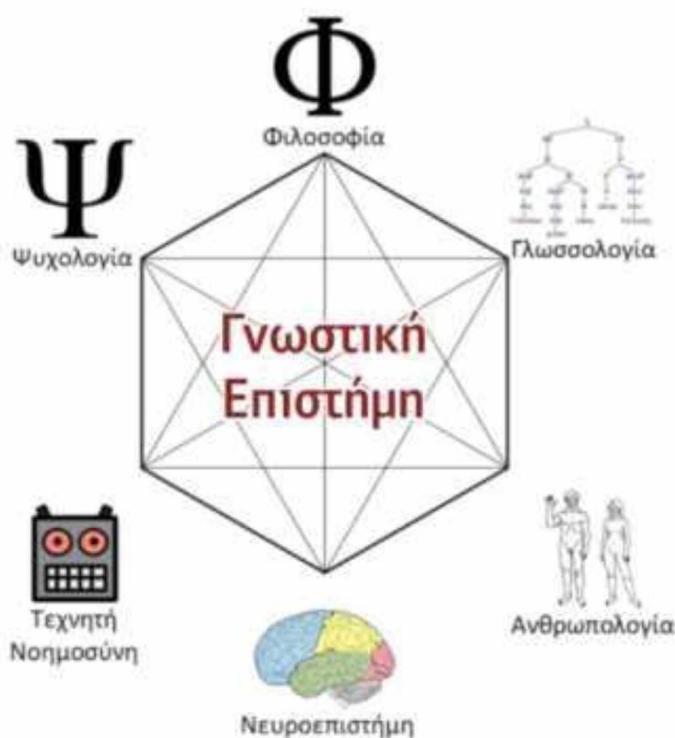
Όσον αφορά τους επιστημονικούς στόχους, κύρια επιδίωξη είναι η εξέταση των υπάρχουσών ιδεών σχετικά με το πως αναπαριστάτε και το πως χρησιμοποιείται η γνώση και ο εντοπισμός εκείνων που μπορούν να απαντήσουν καλύτερα στο ερώτημα «τι είναι ευφυΐα και πώς αυτή εκφράζεται». (Γεωργούλη, 2015) Βάση των μοντέλων της Τεχνητής Νοημοσύνης αποτελούν τα πολύπλοκα ηλεκτρονικά συστήματα, που χρησιμοποιούνται αναλόγως, δεδομένου ότι η ικανότητα του ανθρώπου να σκέπτεται αποτελεί έναν λογικό χειρισμό ιδεών.

Αντίθετα από τις άλλες μηχανικές κατασκευές (π.χ. ρολόι), ο ηλεκτρονικός υπολογιστής εφόσον προηγηθεί ο κατάλληλος προγραμματισμός, έχει την ικανότητα χειρισμού συμβόλων με τη μορφή «χαρακτήρων». Βάσει της θεωρίας χειρισμού συμβόλων, αυτό που καθορίζει τη νοημοσύνη δεν είναι η ακριβής μορφή των συμβόλων ή το υλικό από το οποίο είναι κατασκευασμένα, αλλά ο τρόπος που οργανώνεται ένα σύστημα και λειτουργεί ως χειριστής συμβόλων. Επομένως, η τεχνολογία που χρησιμοποιείται στην σύγχρονη εποχή

στους υπολογιστές είναι κατάλληλη για την ανάπτυξη κάποιας μορφής τεχνητής νοημοσύνης, αφήνοντας ωστόσο περιθώρια για καταλληλότερες τεχνολογίες στο μέλλον. Σύμφωνα με όσα προαναφέρθηκαν, δίνεται ο εξής ορισμός για την Συμβολική Τεχνητή Νοημοσύνη: *«Συμβολική Τεχνητή Νοημοσύνη είναι η επιστήμη που μελετά τη φύση της ανθρώπινης νοημοσύνης και στη συνέχεια τον τρόπο αναπαραγωγής της σε υπολογιστές με τη χρήση συμβόλων»*. (Γεωργούλη, 2015)

Στον τομέα της Συμβολικής Τεχνητής Νοημοσύνης, αυτό που μελετάται είναι οι ανθρώπινες διαδικασίες σκέψης (π.χ. ευφυΐα, νοημοσύνη) και οι τρόποι που οι διαδικασίες αυτές αναπαρίστανται μέσα από μηχανές (π.χ. ηλεκτρονικούς υπολογιστές). Η μεθοδολογία όμως της επιστήμης των ηλεκτρονικών υπολογιστών δεν είναι επαρκής. Είναι απαραίτητο και καθοριστικής σημασίας να αναλυθεί και να διερευνηθεί η συμπεριφορά του ανθρώπου ως προς το να επιλύει προβλήματα, να χρησιμοποιεί την φυσική γλώσσα σε ποικίλους τομείς. Για την καλύτερη κατανόηση αυτού, σημαντική κρίνεται η συμβολή και άλλων επιστημονικών κλάδων, όπως της Γλωσσολογίας, της Φιλοσοφίας, της Ψυχολογίας κ.α., καθώς έχουν στενή σχέση με το σύνολο των αφηρημένων αρχών της νοητικής οργάνωσης.

Στο Σχήμα που ακολουθεί (Σχήμα 1), παρουσιάζονται οι επιστήμες που συνιστούν τον κλάδο της Γνωστικής ή Γνωσιακής Επιστήμης. Αντικείμενο του κλάδου αυτού αποτελεί η γνωστική ικανότητα της ευφυΐας και της νόησης. Στόχος της Γνωστικής Επιστήμης λοιπόν, είναι να μελετήσει τον χειρισμό των συμβόλων. Για τον σκοπό αυτό, κύριο εργαλείο της είναι ο ηλεκτρονικός υπολογιστής.



Σχήμα 1 Η σχέση της ΤΝ με τις άλλες σχετικές επιστήμες στον ευρύτερο χώρο της Γνωστικής Επιστήμης (Γεωργούλη, 2015)

Η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να συμβάλλει στον τομέα της Γνωστικής Επιστήμης προσφέροντας μεθόδους ώστε να αναπτυχθούν υπολογιστικά συστήματα υλοποίησης θεωρητικών μοντέλων, τα οποία είναι αναγκαία προκειμένου να προωθηθεί η έρευνα και να διαμορφωθούν νέες θεωρίες σε σχέση με την λειτουργία της ανθρώπινης νόησης. Επομένως, μπορεί να υποστηριχθεί πως η Τεχνητή Νοημοσύνη φωτίζει ορισμένα ερωτήματα ή σκοτεινά σημεία της Γλωσσολογίας, της Φιλοσοφίας και της Ψυχολογίας.

Σύμφωνα με όλα όσα έχουν προαναφερθεί, ένας πλήρης ορισμός για την Τεχνητή Νοημοσύνη θα μπορούσε να είναι ο εξής: «Τεχνητή Νοημοσύνη είναι η επιστήμη που επιδιώκει να κατασκευάσει μηχανές οι οποίες όχι μόνο θα επιδεικνύουν ανθρώπινη συμπεριφορά, αλλά θα μπορούν, επίσης, να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους με τρόπο παρόμοιο με αυτόν των ανθρώπων». (Γεωργούλη, 2015)

## 1.2. Υπολογιστική Νοημοσύνη

Η έννοια του όρου Τεχνητή Νοημοσύνη (TN) είναι ευρεία, καθώς υποδηλώνει κάθε είδος μη βιολογικής νοημοσύνης. Ο συγγενής όρος Υπολογιστική Νοημοσύνη (YN), ο οποίος αφορά τον κλάδο εκείνο της Τεχνητή Νοημοσύνη με πρακτικούς στόχους, υποδηλώνει κάθε είδος μη βιολογικής νοημοσύνης της οποίας η εκδήλωση είναι δυνατή με υπολογιστικές διαδικασίες. Ένας ορισμός που θα μπορούσε να διατυπωθεί για την Υπολογιστική Νοημοσύνη είναι ο εξής: «Υπολογιστική Νοημοσύνη είναι ο επιστημονικός χώρος που προσφέρει τις τεχνικές για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων, με τη μηχανή να μιμείται απλώς, βιολογικές διεργασίες, χωρίς να είναι απαραίτητο να επιδεικνύει γενική νοημοσύνη». (Γεωργούλη, 2015)

Η πρώτη φορά χρήσης του συγκεκριμένου όρου τοποθετείται το 1992, σε ένα άρθρο του J. Bezdek σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ο λόγος εισαγωγής του όρου της Υπολογιστικής Νοημοσύνης ήταν για την αποσαφήνιση των παρακάτω:

A = *Artificial* Non - Biological (Man-Made)  
B = *Biological* Physical + Chemical + (??) = Organic C = *Computational*  
Mathematics + Man-Made Machines

Στην σχέση μεταξύ Υπολογιστικής και Τεχνητής Νοημοσύνης, αναφέρθηκε ο R. Marks (1993), αναφέρονται ότι: «Παρόλο που επιδιώκουν παρόμοιους στόχους, η Υπολογιστική Νοημοσύνη αναδύθηκε ως ένας ανεξάρτητος κλάδος, του οποίου το ερευνητικό πεδίο είναι κάπως διαφορετικό από αυτό της Τεχνητής Νοημοσύνης». (Γεωργούλη, 2015)

Οι κύριες ιδιότητες της Υπολογιστικής Νοημοσύνης αποτελούν χαρακτηριστικά γνωρίσματα των συστημάτων χρήσης τεχνικών μηχανικής μάθησης, όπως:

- προσαρμοστικότητα
- αυτο-οργάνωση
- μάθηση-εξέλιξη

Αρχικά, η χρήση της Υπολογιστικής Νοημοσύνης ήταν επικεντρωμένη σε εφαρμογές αναγνώρισης εικόνας. Πλέον, βρίσκεται σε ένα πλήθος εφαρμογών, όπως τεχνητών νευρωνικών δικτύων, γενετικών αλγορίθμων, τεχνητής ζωής, εμπείρων συστημάτων, ασαφούς λογικής κ.α.

## 1.3. Η TN στο πέρασμα του χρόνου

Ιστορικά, η απαρχή της TN εντοπίζεται στην Αρχαία Ελλάδα. Οι «συλλογισμοί» του

Αριστοτέλη (384-322 π.Χ.), περιλαμβάνουν πρότυπες εκφράσεις οι οποίες μέσω σωστών υποθέσεων οδηγούν πάντοτε σε ορθά συμπεράσματα (Αριστοτέλεια συλλογιστική). Αιώνες αργότερα, το 1854, τέθηκαν οι βάσεις της προτασιακής λογικής από τον George Boole και το 1897, προτάθηκε ένα σύστημα αυτοματοποιημένης συλλογιστικής από τον Gottlob Frege, θέτωντας τις βάσεις του κατηγορηματικού λογισμού. (Γεωργούλη, 2015)

Η γέννηση της Τεχνητής Νοημοσύνης τοποθετείται τα χρόνια μεταξύ 1943 και 1956. Το 1943, προτάθηκε από τους McCulloch και Pitts ένα μοντέλο με τεχνητούς νευρώνες, το οποίο μπορούσε να μαθαίνει και να υπολογίζει κάθε υπολογίσιμη συνάρτηση. Πατέρας της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι Alan Turing, ο οποίος δημιούργησε το τεστ της μίμησης (τεστ Τούρινγκ) για να αναγνωρίζονται οι ευφυείς μηχανές. Η υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου (SNARC) με 40 νευρώνες, πραγματοποιήθηκε από τους Minsky και Edmonds. (Γεωργούλη, 2015)

Τα χρόνια μεταξύ 1956 και 1970, αποτελούν την πρώτη φάση ανάπτυξης της Τεχνητής Νοημοσύνης. Στο διάστημα αυτό, δημιουργήθηκε η γλώσσα Lisp από τον McCarthy (1958) και το ELIZA από τον Weizenbaum (1966). Την δεκαετία 1970-1980, αναπτύσσονται εξελκτικοί αλγόριθμοι και ωριμάζει η συμβολική και υπολογιστική Τεχνητή Νοημοσύνη. Δημιουργούνται τα πρώτα έμπειρα συστήματα: DENDRAL (1971), MYCIN (1975), Prospector (1977), όπως και η πρώτη γλώσσας λογικού προγραμματισμού PROLOG. (Γεωργούλη, 2015)

Στα χρόνια που ακολουθούν, εκδίδεται ένας μεγάλος αριθμός μελετών και βιβλίων σχετικά με τα φυσικά και τεχνητά δίκτυα, τον γενετικό προγραμματισμό, τον εξελκτικό υπολογισμό κ.α. Η διατύπωση της «Ασαφούς Θεωρίας» από τον Sugeno γίνεται το 1983, ενώ το 1992 πραγματοποιείται το 1ο Συνέδριο του IEEE για τα Ασαφή Σύνολα. Στις αρχές της δεκαετίας του 1990, αρχίζουν να κατασκευάζονται υπολογιστικά συστήματα και μηχανές, βασισμένα στις αρχές της Τεχνητής Νοημοσύνης και παρουσιάζοντας τάσεις προσαρμογής στο περιβάλλον τους (π.χ. ρομπότ), όπως και εφαρμογές που «μαθαίνουν» εμπειρικά (π.χ. Μηχανές Αναζήτησης στο διαδίκτυο κ.α.). (Γεωργούλη, 2015)

#### **1.4. Η έρευνα στο χώρο της TN**

Περισσότερες από 5 δεκαετίες έχουν περάσει από τότε που ιδρύθηκε ο κλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης. Όλο αυτό το διάστημα η ερευνητική δραστηριότητα υπήρξε αδιάλειπτη, αποφέροντας αποτελέσματα και αλλάζοντας τεχνολογικά τον κόσμο του σήμερα. Ωστόσο,



ερευνητικές προκλήσεις εξακολουθούν να υπάρχουν, προκειμένου να δημιουργούνται ολοένα και πιο «έξυπνες» μηχανές. Στην Σχήμα που ακολουθεί (Σχήμα 2), παρουσιάζονται τα τρία επίπεδα της έρευνας σε σχέση με την Τεχνητή Νοημοσύνη.



Σχήμα 2 Τα τρία στρώματα της έρευνας στο χώρο της ΤΝ (Γεωργούλη, 2015)

Ο ακόλουθος Πίνακας (Πίνακας 1), παρουσιάζει τους σημαντικότερους ερευνητικούς χώρους της Τεχνητής Νοημοσύνης της σύγχρονης εποχής.

Πίνακας 1 Ερευνητικοί χώροι στο χώρο της ΤΝ (Γεωργούλη, 2015)

Αναπαράσταση Γνώσης (Knowledge Representation)	Μελετά το σύνολο των μοντέλων αναπαράστασης γνώσης στο χώρο της Γνωστικής Επιστήμης καθώς και τις μεθόδους επεξεργασίας τους.
Αντίληψη Μηχανής ή Μηχανική Όραση (Machine Vision)	Αφορά την αναγνώριση οπτικής εικόνας.
Επεξεργασία και Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing and Understanding)	Αφορά την επικοινωνία του χρήστη με τη μηχανή μέσω γραπτής αλλά και προφορικής φυσικής γλώσσας, καθώς και τη μετάφραση γλωσσών.
Μηχανισμοί Εξαγωγής Συμπερασμάτων – Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)	Εδώ εξετάζεται η ύπαρξη μηχανισμών που να χειρίζονται κατάλληλα τα γεγονότα και τους κανόνες, μέσω των οποίων αναπαρίσταται οι λογικοί συλλογισμοί, ώστε να εξάγονται σωστά συμπεράσματα.
Επίλυση Προβλημάτων (Problem Solving)	Στον τομέα αυτό μελετώνται ευφυείς αλγόριθμοι αναζήτησης λύσεων.
Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)	Ασχολείται με το σχεδιασμό συστημάτων που μπορούν να μαθαίνουν μέσω επαγωγικών μεθόδων, όπως τα δένδρα απόφασης, να επιδεικνύουν δυνατότητες ελέγχου προτύπων, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, και να αυτο-προσαρμόζονται βελτιστοποιώντας την απόδοσή τους, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι.
Σχεδιασμός Ενεργειών (Planning)	Εδώ μελετώνται τρόποι αποδοτικότερου σχεδιασμού ενεργειών και έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε προγραμματισμό παραγωγής σε βιομηχανίες και σε περιπτώσεις όπου πρέπει να αντιμετωπιστούν κρίσιμα γεγονότα.
Ρομποτική (Robotics)	Ασχολείται με την κίνηση, το χειρισμό και την αναγνώριση αντικειμένων από μηχανές.
Νοήμονες Πράκτορες (Intelligent Agents)	Προγράμματα που προσφέρουν ευφυή υποστήριξη σε άλλα προγράμματα ή στον χρήστη.
Ευφυείς Υπηρεσίες Διαδικτύου και Σημασιολογικού Ιστού (Semantic Web)	Ευφυείς διαδικτυακοί πράκτορες για υποστήριξη χρηστών στη χρήση του διαδικτύου και την πρόσβαση σε πληροφορίες του σημασιολογικού ιστού (π.χ. υπηρεσίες Big Data).
Προσαρμοζόμενα και Εξελισσόμενα Ευφυή Συστήματα	Μοντέρνα υβριδικά συστήματα μηχανικής μάθησης.
Ευφυή Εργαλεία ( Intelligent Tools)	Εδώ περιλαμβάνονται οι γλώσσες προγραμματισμού ΤΝ και τα περιβάλλοντα ανάπτυξής τους.

Καθώς το διαδίκτυο εξαπλώθηκε και αυξήθηκε σημαντικά ο όγκος των πληροφοριών που αποθηκεύονταν σε αυτό, δημιουργήθηκαν ποικίλα συστήματα με βάση τις τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως τα υβριδικά συστήματα μηχανικής μάθησης με τον συνδυασμό γενετικών αλγορίθμων, νευρωνικών δικτύων και έμπειρων συστημάτων με ασαφή λογική. Ορισμένα παραδείγματα τέτοιων συστημάτων είναι οι μηχανές ευφυούς αναζήτησης, τα συστήματα εξόρυξης δεδομένων, οι νοήμονες πράκτορες, τα συμβουλευτικά συστήματα και τα συστήματα περιρρέουσας νοημοσύνης.

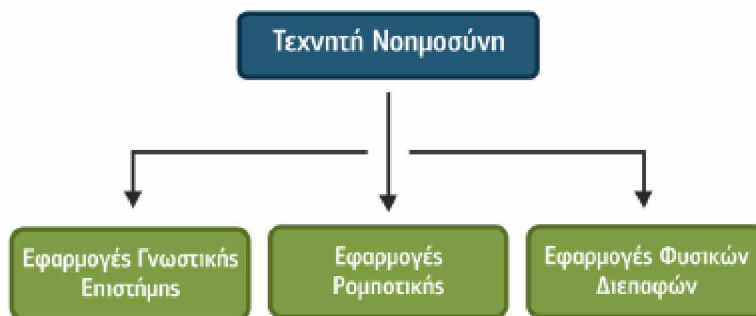


Σχήμα 3 Βασικά στάδια εξέλιξης της ΤΝ (Γεωργούλη, 2015)

Προκειμένου να διασφαλιστεί η αποτελεσματικότητα των παραπάνω συστημάτων, καθιερώθηκαν νέες μέθοδοι αναπαράστασης γνώσης (π.χ. σημασιολογικά δίκτυα, οντολογίες).

### 1.5. Σύγχρονες εφαρμογές της ΤΝ

Στη σύγχρονη Τεχνητή Νοημοσύνη, το σύνολο των εφαρμογών της Γνωστικής Επιστήμης, που σχετίζονται με τη μάθηση, οι εφαρμογές φυσικών διεπαφών και οι εφαρμογές ρομποτικής, παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον. (Γεωργούλη, 2015)



Σχήμα 4 Τομείς σύγχρονων εφαρμογών ΤΝ (Γεωργούλη, 2015)

Οι εφαρμογές Γνωστικής Επιστήμης περιλαμβάνουν συστήματα που διαχειρίζονται ασαφή λογική, προσαρμοστικά ευφυή περιβάλλοντα μάθησης, εφαρμογές που υποστηρίζονται από συστήματα μηχανικής μάθησης (π.χ. νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι), εφαρμογές εμπειρών συστημάτων και ευφυείς πράκτορες. (Γεωργούλη, 2015)

Οι ρομποτικές εφαρμογές αφορούν μηχανές που διαθέτουν ικανότητες οπτικής αντίληψης,

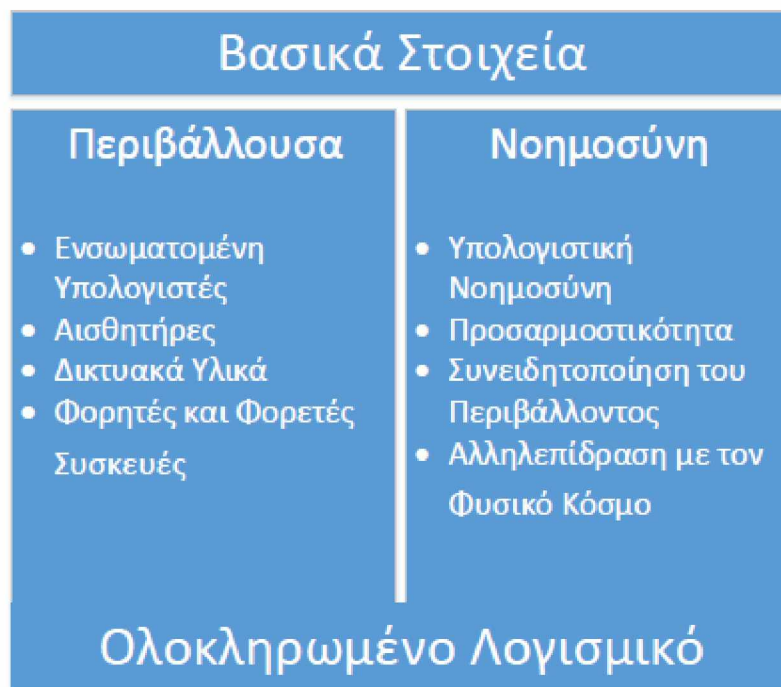
αφής, επιδεξιότητας, μετακίνησης μελών και πλοήγησης στο χώρο. Τέλος, οι εφαρμογές με ικανότητας επικοινωνίας με φυσική γλώσσα, αναγνωρίζοντας τη φωνή και τα περιβάλλοντα διεπαφής τους, έχουν έναν αριθμό αισθητήρων για την δημιουργία της αίσθησης περιρρέουσας νοημοσύνης. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν όλα τα περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας. (Γεωργούλη, 2015)

### **1.6. Περιβάλλουσα Νοημοσύνη**

Η Περιβάλλουσα Νοημοσύνη, ορίστηκε από την Συμβουλευτική Ομάδα Κοινωνίας των Πληροφοριών και Τεχνολογίας της Ευρωπαϊκής Επιτροπής (ΣΟΚΠΤΕΕ) στα τέλη της δεκαετίας του 1990, ως τα περιβάλλοντα εκείνα στα οποία ενσωματώνονται αισθητήρες και έξυπνα συστήματα και έχουν τις εξής ιδιότητες:

- α) μπορούν να αναγνωρίζουν την παρουσία ατόμων στο χώρο
- β) αναγνωρίζουν την ταυτότητα του ατόμου
- γ) μπορούν να αναγνωρίζουν διαφορετικά πλαίσια (π.χ. νέα, καιρός, κλπ.)
- δ) αναγνωρίζουν δραστηριότητες
- ε) μπορούν να προσαρμόζονται στις μεταβαλλόμενες ανάγκες των ατόμων.

Η Περιβάλλουσα Νοημοσύνη αποσκοπεί στην αυτόματη παροχή εξατομικευμένων υπηρεσιών, βάσει των αναγκών των ατόμων που δρουν στον περιβάλλοντα χώρο. Ο καθορισμός των προδιαγραφών για την Περιβάλλουσα Νοημοσύνη από την ΣΟΚΠΤΕΕ δεν ήταν αυστηρός, αναγνωρίζοντας πόσο πολύπλοκες και πόσο ραγδαία εξελίσσονται οι εμπεριέχουσες τεχνολογίες. Όμως, ορίστηκε μια ολιστική προσέγγιση, περιλαμβάνοντας τον προσδιορισμό των ερευνητικών και τεχνολογικών περιοχών, ο συνδυασμός των οποίων είναι αναγκαίος για να υλοποιηθεί η Περιβάλλουσα Νοημοσύνη, όχι μόνο σε τεχνολογικό επίπεδο αλλά και σε επίπεδο επιχειρήσεων και κοινωνίας.



*Σχήμα 5 Γραφική απεικόνιση των όρων που συντελούν την έννοια Περιβάλλουσα Νοημοσύνη (Γεωργακόπουλος, 2019)*

Επιχειρώντας τον διαχωρισμό των όρων που εμπεριέχονται στην έννοια της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης συνθέτοντάς την, προκύπτουν οι έννοιες Περιβάλλουσα και Νοημοσύνη. Αναλύοντας αυτούς τους όρους, η Περιβάλλουσα Νοημοσύνη γίνεται καλύτερα αντιληπτή. Το σχήμα 5 δείχνει τα συστατικά που περιλαμβάνουν οι παραπάνω έννοιες.

Η έννοια Περιβάλλουσα αφορά το υλικό και γενικότερα το σύστημα. Περιλαμβάνει τους επεξεργαστές, τους αισθητήρες, τις επικοινωνίες και το διαχειριστικό λογισμικό.

Επισημαίνεται στο σημείο αυτό πως τα τελευταία χρόνια, ο τομέας με τα έξυπνα τηλέφωνα και τις έξυπνες φορητές συσκευές, έχει προοδεύσει πολύ, ενώ θεωρείται πιθανό πως στο κοντινό μέλλον θα πραγματοποιηθεί ενσωμάτωση των τεχνολογιών αυτών μεταξύ τους.

Η έννοια Νοημοσύνη αφορά το λογισμικό. Αποτελεί καθοριστικό παράγοντα για την επιτυχία ή μη του τομέα της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης. Η Νοημοσύνη ως έννοια είναι άμεσα συνδεδεμένη με την Τεχνητή Νοημοσύνη, αποτελώντας σημαντικό στοιχείο της επιστήμης των υπολογιστών. Όπως έχει αναφερθεί πιο πάνω, η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει ως στόχο να προσδώσει στα συστήματα Πληροφορικής και στις μηχανές την ικανότητα να προσομοιώνουν τις διαδικασίες ανθρώπινης νοημοσύνης. Οι διαδικασίες αυτές είναι η μάθηση (απόκτηση πληροφοριών και δημιουργία κανόνων για τη ορθή χρήση των πληροφοριών αυτών), η συλλογιστική (χρήση κανόνων για την επίτευξη προσεγγιστικών ή απόλυτων συμπερασμάτων) και η αυτοδιόρθωση (Russel & Norvig, 2009).

Από τα πρώτα ακόμα στάδια ανάπτυξης της Τεχνητής Νοημοσύνης, έκαναν την εμφάνισή τους τα «έξυπνα» συστήματα βάσει κανόνων, επιδιώκοντας να εισάγουν «ευφυΐα» στις μηχανές (Grosan & Abraham, 2011). Τμήμα της Τεχνητής Νοημοσύνης αποτελεί η Υπολογιστική Νοημοσύνη, που ορίζεται ως το σύνολο από τις υπολογιστικές διαδικασίες που επιδιώκουν να λύσουν σύνθετα προβλήματα του πραγματικού κόσμου, με την εξομοίωση φυσικών μηχανισμών (Chen, 1988, Siddique & Adeli, 2013). Η μεθοδολογία της Υπολογιστικής Νοημοσύνης προσομοιώνει τον τρόπο σκέψης και τις γνωστικές διαδικασίες του ανθρώπου.

### **1.6.1. Παράγοντες της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης**

Η ολιστική προσέγγιση της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης με γνώμονα τον άνθρωπο, που πρότεινε η ΣΟΚΠΤΕΕ, συνοψίζεται στα εξής: «Η ΠΕ πρέπει να καθοδηγείται από τις ανθρωπιστικές ανησυχίες και όχι από τα τεχνολογικά επιτεύγματα, ενώ θα πρέπει να ελέγχεται από τους ανθρώπους». Για την υιοθέτηση της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης είναι απαραίτητο να πληρούνται ορισμένες προϋποθέσεις:

**Ευχρηστία:** Η αλληλεπίδραση του ατόμου με τη Περιβάλλουσα Νοημοσύνη πρέπει να είναι διακριτική. Το άτομο στον περιβάλλοντα χώρο που υπάρχει η ΠΝ θα πρέπει να βιώνει το αποτέλεσμα χωρίς την ανάγκη ειδικών ρυθμίσεων σε αυτό.

**Τεχνική σκοπιμότητα:** Είναι απαραίτητη η αξιόπιστη λειτουργία της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης, στο πλαίσιο των περιορισμών των τεχνολογιών αιχμής, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η ακρίβεια, η ικανότητα και τα μέτρα ασφάλειας για όλα τα εξαρτήματα υλικού και λογισμικού.

**Ιδιωτικότητα:** Απαιτείται η διασφάλιση των πολιτικών απορρήτου σε δημόσιους και ιδιωτικούς χώρους.

**Κοινωνικές και οικονομικές επιπτώσεις:** Μέσω της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης θα πρέπει να ενισχύονται οι κοινωνικές αλληλεπιδράσεις όσων συμμετέχουν στο περιβάλλον. Δεδομένων των αλλαγών στις λειτουργίες εργασίας πολλών ανθρώπων, μεγάλη σημασία έχει και ο οικονομικός αντίκτυπος της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης.

Πριν από την ευρεία υιοθέτηση της Περιβάλλουσας Νοημοσύνης χρειάζεται να κερδηθεί η εμπιστοσύνη των χρηστών. Για τον λόγο αυτό, είναι απαραίτητο να τοποθετηθεί στην κορυφή των προτεραιοτήτων της η αξιοπιστία του συστήματος, η ασφάλεια των δεδομένων και η διαχείριση κινδύνων.



### 1.7. Τομείς έρευνας σε συστήματα ενέργειας που χρησιμοποιούν υπολογιστική νοημοσύνη

Υπάρχουν πολλά προβλήματα στα συστήματα ενέργειας που δεν μπορούν να επιλυθούν χρησιμοποιώντας τις συμβατικές προσεγγίσεις, καθώς αυτές οι μέθοδοι βασίζονται σε πολλές προδιαγραφές και απαιτήσεις που μπορεί να μην ισχύουν συνεχώς. Σε αυτές τις καταστάσεις, οι τεχνικές υπολογιστικής ευφυΐας είναι η μόνη επιλογή, αλλά αυτές οι τεχνικές δεν περιορίζονται σε αυτές τις εφαρμογές. Οι ακόλουθοι τομείς του συστήματος ενέργειας χρησιμοποιούν την εφαρμογή της υπολογιστικής νοημοσύνης.

- Λειτουργία συστήματος ισχύος (συμπεριλαμβανομένης της δέσμευσης μονάδας, οικονομικής αποστολής, συντονισμού υδροθερμικού, προγραμματισμού συντήρησης, διαχείρισης συμφόρησης, ροής φορτίου / ισχύος, εκτίμηση κατάστασης κλπ.).
- Σχεδιασμός συστήματος ισχύος (συμπεριλαμβανομένου του σχεδιασμού επέκτασης παραγωγής, προγραμματισμού επέκτασης μετάδοσης, σχεδιασμού άεργης ισχύος, αξιοπιστίας συστήματος ισχύος κλπ.).
- Έλεγχος συστήματος ισχύος (όπως έλεγχος τάσης, έλεγχος συχνότητας φορτίου, έλεγχος σταθερότητας, έλεγχος ροής ισχύος, δυναμική αξιολόγηση ασφάλειας κλπ.).
- Έλεγχος σταθμού παραγωγής ηλεκτρικού ρεύματος (συμπεριλαμβανομένου ελέγχου θερμοηλεκτρικού σταθμού, ελέγχου μονάδας ισχύος κυψελών καυσίμου κλπ.).
- Έλεγχος δικτύου (τοποθεσία και μέγεθος συσκευών γεγονότων, έλεγχος συσκευών γεγονότων κλπ.).
- Αγορά ηλεκτρικής ενέργειας (συμπεριλαμβανομένων στρατηγικών υποβολής προσφορών, ανάλυσης αγοράς και εκκαθάρισης κλπ.).
- Αυτοματοποίηση συστήματος ισχύος (όπως αποκατάσταση και διαχείριση, διάγνωση σφαλμάτων και αξιοπιστία, ασφάλεια δικτύου κλπ.).
- Εφαρμογή συστήματος διανομής (όπως λειτουργία και σχεδιασμός συστήματος διανομής, διαχείριση απόκρισης και απόκριση ζήτησης, αναδιάρθρωση δικτύου, λειτουργία και έλεγχος έξυπνου δικτύου κλπ.).
- Εφαρμογή κατανεμημένης παραγωγής (όπως σχεδιασμός κατανεμημένης παραγωγής, λειτουργία με κατανεμημένη παραγωγή, έλεγχος μονάδας ανεμογεννητριών, έλεγχος ηλιακών φωτοβολταϊκών μονάδων, ανανεώσιμες πηγές ενέργειας κλπ.).

- Εφαρμογή πρόβλεψης (όπως βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, πρόβλεψη αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, πρόβλεψη αιολικής ενέργειας, πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας κλπ.).

Αρκετές ερευνητικές εργασίες έχουν δημοσιευθεί σε διάφορα περιοδικά και συνέδρια. Ορισμένα συνέδρια είναι πλήρως αφιερωμένα σε εφαρμογές έξυπνων συστημάτων και οργανώνονται τακτικά, όπως η εφαρμογή έξυπνων συστημάτων σε συστήματα ενέργειας (ISAP) που πραγματοποιούνται σε διάφορα μέρη του κόσμου. Η διάσκεψη υπολογιστικών συστημάτων ισχύος, είναι ένα άλλο πολύ σημαντικό συνέδριο που πραγματοποιείται μία φορά κάθε τρία χρόνια. Ομοίως, πολλά φημισμένα περιοδικά είναι αφιερωμένα σε εφαρμογές CI στον τομέα της μηχανικής και της επιστήμης. Υπάρχουν πολλά βιβλία που αναφέρονται στην εφαρμογή CI στα συστήματα ενέργειας (Momoh, 2000).



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΕΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ

Οι βασικότερες μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης είναι οι εξής που χρησιμοποιούνται σε ενεργειακά συστήματα είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN), οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines, SVM) και τα Τυχαία Δάση (Random Forests, RF) (Γιαννακού, 2019)

### 2.1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

#### 2.1.1. Ιστορική αναδρομή

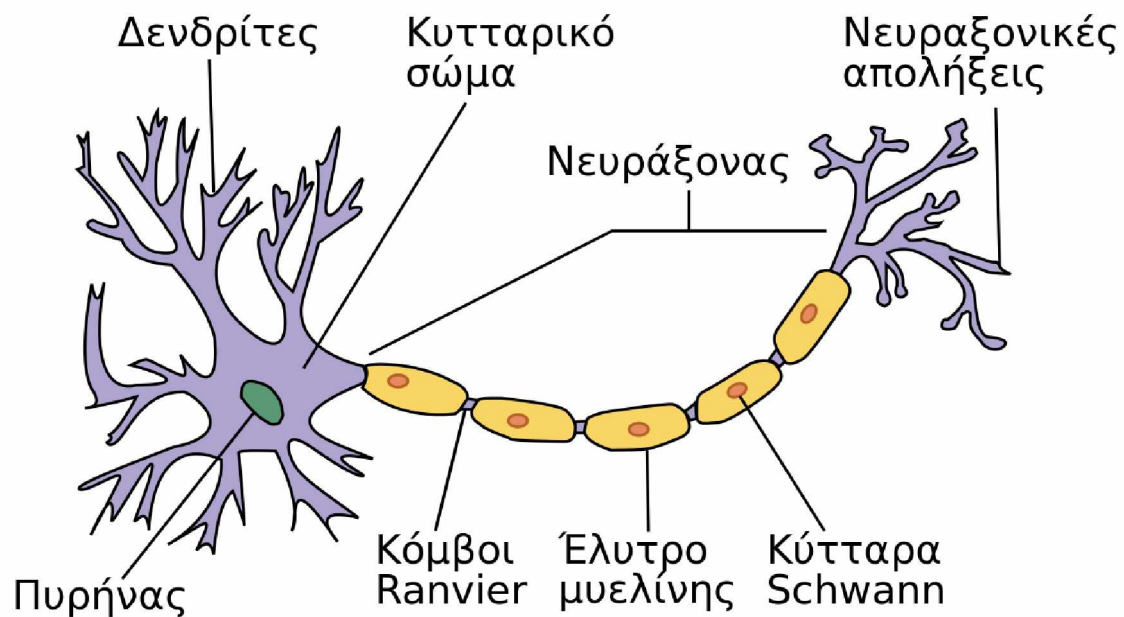
Η πρώτη εμφάνιση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) εντοπίζεται σε έρευνες των McCulloch και Pitts (1943). Οι έρευνες αυτές έδειξαν ότι είναι δυνατός ο υπολογισμός των ΤΝΔ με ικανοποιητική απόδοση κάθε αριθμητικής ή λογικής συνάρτησης.

Τα ΤΝΔ, εμπνέονται από τον τρόπο που λειτουργεί ο εγκέφαλος του ανθρώπου. Αποτελούν υπολογιστικά συστήματα που έχουν τη δυνατότητα εμπειρικής εκμάθησης και γενίκευσης. Ο Haykin (1999), χαρακτηρίζει τα ΤΝΔ μηχανές, ο σχεδιασμός των οποίων αποσκοπεί στο να μοντελοποιήσει τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου μυαλού προκειμένου να εκτελέσει μια ορισμένη διεργασία.

Η ιδέα των ΤΝΔ προέκυψε από τη μελέτη της Βιολογίας, εξετάζοντας το νευρικό σύστημα των έμβιων οργανισμών, προέκυψε η έμπνευση για την δημιουργία τους. Ο «πατέρας» της Θεωρίας των Νευρώνων είναι ο Waldeyer, ο οποίος επινόησε τον όρο «νευρώνας». Με τον όρο αυτό επεδίωξε την περιγραφή των θεμελιωδών δομικών μονάδων του νευρικού συστήματος. Κατά τον Waldeyer, τα εξειδικευμένα αυτά κύτταρα λειτουργούν με στόχο την λήψη αισθητικών ερεθισμάτων και τη μεταφορά τους στα εκτελεστικά όργανα του οργανισμού. (Γιαννακού, 2019)

Προκειμένου να επαληθεύσει και να εδραιώσει τη θεωρία του, ο Waldeyer έκανε χρήση των σχετικών ανακαλύψεων σχετικά των Camillo Golgi (1843-1926) και Santiago Ramón y Cajal (1852-1934). Σε αυτούς τους νευροανατόμους, αποδίδεται η επινόηση μια ειδικής τεχνικής για την λεπτομερή απεικόνιση των διακλαδώσεων των νευρικών κυττάρων και του τρόπου αλληλοσύνδεσής τους. Ο Waldeyer χρησιμοποίησε τα Νευρωνικά Δίκτυα που αποτυπώνονταν ξεκάθαρα στις απεικονίσεις των παραπάνω επιστημόνων, με σκοπό την ερμηνεία των φυσιολογικών διεργασιών και των μηχανισμών που διέπουν το φαινόμενο της μεταβίβασης πληροφοριών μεταξύ των νευρώνων.

Στο Σχήμα 6 που ακολουθεί, φαίνεται η βασική δομή του βιολογικού νευρώνα. Αυτός αποτελείται από το κυρίως σώμα, τον πυρήνα του νευρώνα, όπου περιέχεται το γενετικό υλικό του οργανισμού, από τους δενδρίτες, οι οποίοι δέχονται τα ερεθίσματα των γειτονικών νευρώνων, καθώς και τους άξονες, οι οποίοι μεταφέρουν τα ερεθίσματα σε γειτονικούς νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει και μια σύναψη, που θεωρείται ως η έξοδος του νευρώνα αλλά και η σύνδεσή του με άλλους νευρώνες. (Τσαγκαράτος, 2012)



Σχήμα 6 Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο

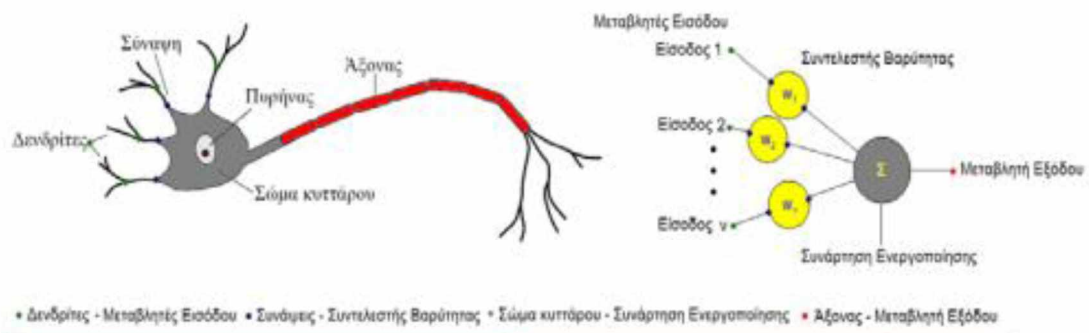
([https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%8E%CE%BD%CE%B1%CF%82#/media/%CE%91%CF%81%CF%87%CE%B5%CE%AF%CE%BF:Neuron\\_el.svg](https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%8E%CE%BD%CE%B1%CF%82#/media/%CE%91%CF%81%CF%87%CE%B5%CE%AF%CE%BF:Neuron_el.svg))

Ειδικότερα, προκειμένου να μεταβιβαστεί ένα ερέθισμα μεταξύ των νευρώνων, ακολουθείται η εξής διαδικασία: Η λήψη ερεθισμάτων από τον νευρώνα μέσα από τους δενδρίτες, οδηγεί στη μεταβίβαση των σημάτων που παράγει στο σώμα του μέσω του άξονά του, που καταλήγει σε άλλες διακλαδώσεις. Στις διακλαδώσεις αυτές και πιο συγκεκριμένα, στις απολήξεις τους, βρίσκονται οι συνάψεις. Κάθε σύναψη αποτελεί μια στοιχειώδη δομή, μια λειτουργική μονάδα ανάμεσα σε δύο νευρώνες. Με την λήψη κάποιου ερεθίσματος σε μια σύναψη, προκαλείται απελευθέρωση χημικών ενώσεων, των νευροδιαβιβαστών. Η διάχυση των ουσιών αυτών από το άνοιγμα της σύναψης, έχει ως αποτέλεσμα την προαγωγή ή αναστολή τους, αναλόγως της τάσης του υποδοχέα του νευρώνα να εκπέμπει ηλεκτρικά σήματα. Οι συνάψεις λειτουργούν βάσει των σημάτων που τις διαπερνούν, μαθαίνοντας

μέσα από τις δραστηριοποιήσεις τους. Ο τρόπος που εξαρτάται η συμπεριφορά των συνάψεων από τις λειτουργίες όπου συμμετέχουν, ίσως ευθύνεται για την ανθρώπινη μνήμη.

Αντίστοιχα με τα BND, τα TND λειτουργούν σύμφωνα με τα εξής: Το ερέθισμα, η πληροφορία, επεξεργάζεται από τους νευρώνες, που αποτελούν τις μονάδες επεξεργασίας. Κάθε νευρώνας μπορεί να λαμβάνει και να εκπέμπει ένα ερέθισμα (σήμα), η μετάδοση του οποίου από τον έναν νευρώνα σε άλλον γίνεται στα πλαίσια του νευρωνικού δικτύου. Το ερέθισμα-σήμα είναι συνδεδεμένο με έναν συντελεστή βαρύτητας, δηλωτικό του βαθμού ισχυρής σύνδεσης των δύο νευρώνων. Όσο πιο μεγάλος είναι ο συντελεστής βαρύτητας τόσο σημαντικότερη είναι η συνεισφορά του συγκεκριμένου σήματος. Στο άθροισμα των ερεθισμάτων που λαμβάνονται εφαρμόζεται μια συνάρτηση, η συνάρτηση ενεργοποίησης, για τον καθορισμό του σήματος που θα εκπέμψει.

Στο Σχήμα 7 παρουσιάζεται η αντιστοιχία του BND με ένα TND. Το TND αποτελείται από σήματα εισόδου, μεταβλητές εισόδου, τις τιμές των συντελεστών βαρύτητας και των τιμών που αντιστοιχούν στις τιμές των συνάψεων, το κύριο σώμα το οποίο περιέχει μια αθροιστική συνάρτηση και μια συνάρτηση ενεργοποίησης καθώς και το σήμα εξόδου, το οποίο αντιστοιχεί σε μια συνάρτηση της μορφής  $y = f(S)$ . (Τσαγκαράτος, 2012)



Σχήμα 7 Αντιστοιχία BND με TND (Τσαγκαράτος, 2012)

Από τη δεκαετία 1980 και μετά, ένα πλήθος διαφορετικών μοντέλων TND έχει προταθεί. Τα κυριότερα από αυτά, είναι:

- τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, όπου η κίνηση του ερεθίσματος είναι ευθύγραμμη από τους νευρώνες εισόδου προς τους νευρώνες εξόδου (Werbos, 1974, Rumelhart et al., 1986, Benardos, 2008),

- τα δίκτυα συνάρτησης ακτινικής βάσης, (Buhmann, 2003),
- οι αυτο-οργανούμενοι χάρτες, Self-Organizing-Maps, που ανήκουν στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μάθησης (Kaski, 1997, Kohonen, 2001, Ferentinou & Sakellariou, 2005),
- τα επαναληπτικά δίκτυα, όπου πληροφορία μεταβιβάζεται αμφίδρομα (Schmidhuber, 1989, Mandic & Chambers, 2001),
- τα στοχαστικά νευρωνικά δίκτυα, όπου το δίκτυο προκαλεί τυχαίες μεταβολές στα χαρακτηριστικά του (Wong, 1991),
- τα αρθρωτά νευρωνικά δίκτυα, όπου παρατηρείται επικοινωνία, συνεργασία ή ανταγωνισμών ανάμεσα στα νευρωνικά δίκτυα, ώστε να βρεθούν οι καλύτερες λύσεις για να επιλυθούν πολύπλοκα προβλήματα (Happel & Murre, 1994).

### **2.1.2. Λειτουργία ΤΝΔ**

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (Artificial Neural Network, ANN) αποτελεί ένα μαθηματικό μοντέλο, με στόχο την προσομοίωση των λειτουργιών των βιολογικών νευρωνικών δικτύων και την εμφάνιση παρόμοιων ιδιοτήτων. Αναλογικά με ένα φυσικό δίκτυο εγκεφαλικών νευρώνων, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τεχνητούς νευρώνες, οι οποίοι συνδέονται με τις συνάψεις και αλληλεπιδρούν (Γιαννακού, 2019). Κάθε ζεύγος νευρώνων αλληλεπιδρά σε διαφορετικό βαθμό, αναλόγως των συναπτικών βαρών (synaptic weights).

Ειδικότερα, μέσα από την αλληλεπίδραση των νευρωνικών δικτύων με το περιβάλλον, επιτυγχάνεται η μάθηση και η διαρκής μεταβολή των συναπτικών βαρών, με αποτέλεσμα είτε την ενδυνάμωση είτε την αποδυνάμωση της ισχύς των δεσμών. Την απόκτηση της εμπειρικής γνώσης του νευρωνικού δικτύου από το περιβάλλον, ακολουθεί η κωδικοποίησή της στα συναπτικά βάρη, τα οποία επιτρέπουν στο δίκτυο να εξελίσσεται και να προσαρμόζεται στο περιβάλλον.

#### **2.1.2.1. Εκπαίδευση ΝΔ**

Ένα δίκτυο μπορεί να εκπαιδευθεί με δύο τρόπους. Ένας τρόπος είναι να εκπαιδευτεί με εποπτεία. Σε αυτή την περίπτωση, η τροφοδότηση του δικτύου γίνεται μέσα από γνωστά παραδείγματα, από καταστάσεις δηλαδή όπου το δίκτυο μπορεί να περιέλθει μαζί με τα

επιθυμητά αποτελέσματα που αναμένεται να δίνει το δίκτυο για τις καταστάσεις αυτές. Για την εκμάθηση αυτών των παραδειγμάτων από το δίκτυο, χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος εκπαίδευσης, αναλόγως του εκάστοτε προβλήματος και της δομής του δικτύου.

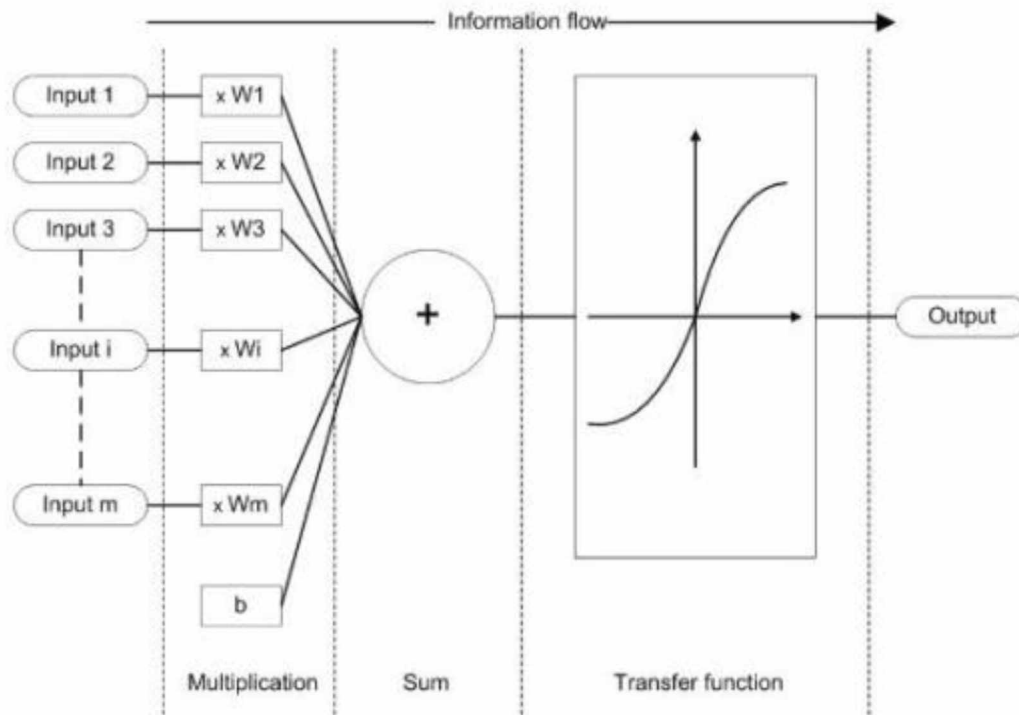
Ο άλλος τρόπος είναι να εκπαιδευτεί το δίκτυο δίχως εποπτεία, μέσα από την αναγνώριση ομοιοτήτων και μοτίβων των δεδομένων με τα οποία το δίκτυο έχει τροφοδοτηθεί. Απαιτείται η προσαρμογή του δικτύου, για τον διαχωρισμό των δεδομένων σε ομάδες. Πρόκειται για μια διαδικασία που επαναλαμβάνεται μέχρι να μην σημειώνονται πλέον αλλαγές στην ομαδοποίηση των δεδομένων. (Γιαννακού, 2019)

Το κύριο πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητα αποθήκευσης γνώσεων και εμπειριών από το περιβάλλον και η ανάκλησή τους, καθώς και η δυνατότητα σωστών γενικεύσεων, δηλαδή η εξαγωγή βασικών χαρακτηριστικών ενός συστήματος (Τσουχνίκα, 2017).

#### **2.1.2.2. Δομή νευρώνα**

Αναλογικά με το βιολογικό νευρώνα του εγκεφάλου, ο τεχνητός νευρώνας είναι η δομική μονάδα του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, όπου επεξεργάζονται οι πληροφορίες. Στο Σχήμα 8, παρουσιάζεται η αρχή λειτουργίας του τεχνητού νευρώνα. (Γιαννακού, 2019)

Η πληροφορία λαμβάνονται από τους νευρώνες και έπεται η επεξεργασία τους και ο ορισμός της τιμής εξόδου. Εισέρχονται είτε από το πρωταρχικό σήμα εισόδου του δικτύου, είτε από τις εξόδους άλλων νευρώνων (Γιαννακού, 2019). Στο πρώτο στάδιο, συντελείται πολλαπλασιασμός της κάθε εισόδου με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος. Στο δεύτερο στάδιο, οι είσοδοι έχουν πλέον σταθμιστεί και αθροίζονται με έναν παράγοντα που εφαρμόζεται εξωτερικά, τη μεροληψία ή πόλωση (bias), δίνοντας το τοπικό πεδίο. Τέλος, στο τρίτο στάδιο συντελείται η εφαρμογή της συνάρτησης ενεργοποίησης ή συνάρτησης μεταφοράς στο τοπικό πεδίο, δίνοντας την έξοδο του νευρώνα (Τσουχνίκα, 2017, Krenker, Bešter & Kos, 2010).



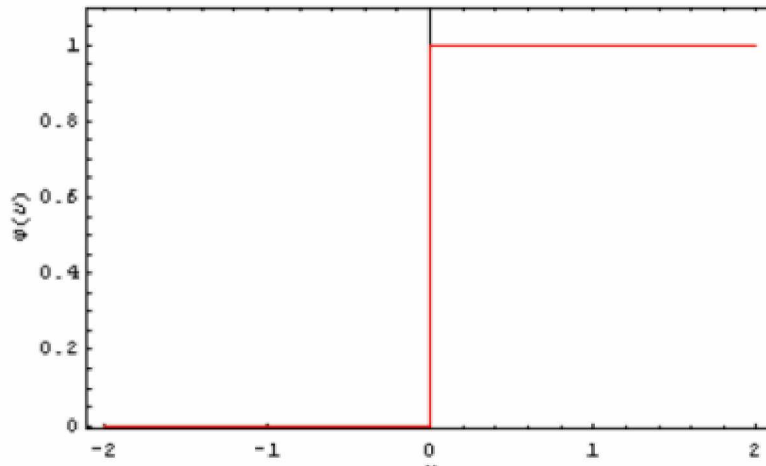
Σχήμα 8 Αρχή λειτουργίας ενός τεχνητού νευρώνα. (Γιαννακού, 2019)

Στα πιο απλά μοντέλα νευρώνα, η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία βηματική συνάρτηση (step function). (Γιαννακού, 2019)

$$\varphi(v) = 0, v \leq \theta$$

$$\varphi(v) = 1, v > \theta$$

Μία τέτοια συνάρτηση απεικονίζεται στο παρακάτω Σχήμα. Αν το ενδιάμεσο αποτέλεσμα ήταν μικρότερο μιας τιμής κατωφλίου, η έξοδος του νευρώνα ήταν ίση προς 0 (αδρανής νευρώνας), αλλιώς ήταν ίση προς 1 (ενεργοποιημένος νευρώνας). (Γιαννακού, 2019)



Σχήμα 9 Βηματική συνάρτηση για τιμή κατωφλίου ίση προς μηδέν. (Γιαννακού, 2019)

Στη συνέχεια, καθώς το θεωρητικό υπόβαθρο των ΤΝΔ εξελίχθηκε, έγινε αντιληπτό πως η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να δώσει χρήσιμες πληροφορίες για το νευρωνικό δίκτυο και να χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευσή του, υποδεικνύοντας έτσι πως ενδείκνυται περισσότερο η χρήση μιας παραγωγίσιμης παρά η βηματική συνάρτηση, που είναι μη παραγωγίσιμη. (Γιαννακού, 2019)

Σήμερα, η συνάρτηση ενεργοποίησης στα περισσότερα μοντέλα είναι μία σιγμοειδής συνάρτηση. Σε γενικές γραμμές, πρόκειται για μία πραγματική, συνεχής και φραγμένη συνάρτηση, με θετική παράγωγο. Η λογιστική συνάρτηση (logistic function) είναι ένα παράδειγμα σιγμοειδούς συνάρτησης η οποία χρησιμοποιείται ως συνάρτηση ενεργοποίησης και δίνεται από τον τύπο:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}}$$

όπου  $a$  η παράμετρος κλίσης. (Γιαννακού, 2019)

### 2.1.3. Παραδείγματα νευρωνικών δικτύων

Καθοριστικής σημασία για κάθε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι οι τύποι των νευρώνων του, ο τρόπος σύνδεσής τους, ο αλγόριθμος που εφαρμόζεται για να εκπαιδευτούν, ο τύπος εκπαίδευσης (με εποπτεία ή χωρίς) κλπ.

#### 2.1.3.1. Αισθητήρας (Perceptron)

Ο αισθητήρας (perceptron) είναι ένα δίκτυο δύο επιπέδων. Στο πρώτο επίπεδο βρίσκονται



οι εισοδοί του δικτύου. Εκεί δεν έχει νευρώνες και έτσι δεν επεξεργάζονται πληροφορίες σε αυτό. Το επίπεδο εξόδου του δικτύου, αποτελεί το επόμενο επίπεδο, το δεύτερο. Ο απλός αισθητήρας στοχεύει στην εκμάθηση επίλυσης προβλημάτων ταξινόμησης, αντιστοίχισης δηλαδή των εισόδων που δέχεται με τη σωστή κλάση. Τα προβλήματα ταξινόμησης, για να μπορούν να επιλυθούν θα πρέπει να είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. (Γιαννακού, 2019)

Η προσθήκη ενός ή περισσότερων επιπέδων νευρώνων ανάμεσα στο επίπεδο εισόδου και της εξόδου, οδηγεί σε έναν τροποποιημένο αισθητήρα με την δυνατότητα επίλυσης και μη γραμμικών διαχωριζόμενων προβλημάτων (Τσουχνίκα, 2017).

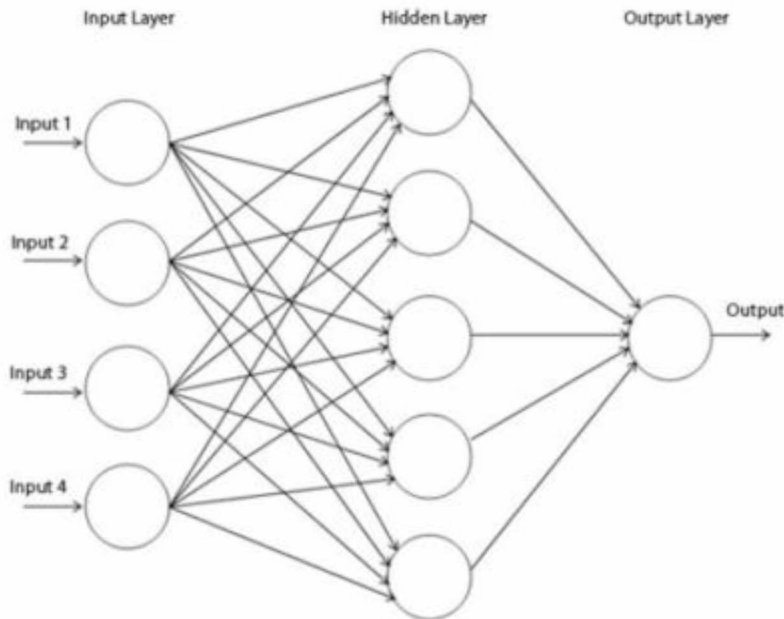
### **2.1.3.2. Πολυεπίπεδοι Αισθητήρες (MultiLayer Perceptrons, MLPs)**

Ένας πολυεπίπεδος αισθητήρας είναι το τροποποιημένο μοντέλο του απλού αισθητήρα (multilayer perceptron ή multilayer feedforward networks) (Γιαννακού, 2019). Σε αυτού του είδους ΝΔ, μεσολαβούν ένα ή περισσότερα επίπεδα ανάμεσα στο επίπεδο εισόδου και της εξόδου, τα κρυφά επίπεδα (hidden layers).

Σε ένα δίκτυο τέτοιου τύπου, οι πληροφορίες ρέουν με φορά από αριστερά προς τα δεξιά, χωρίς κανένα βρόχο ανάδρασης. Επίσης, η αλληλεπίδραση των νευρώνων κάθε επιπέδου γίνεται μόνο μεταξύ εκείνων που ανήκουν στα άμεσα γειτονικά τους επίπεδα (Τσουχνίκα, 2017).

Είναι αποδεδειγμένο πως η ύπαρξη τριών στρωμάτων είναι επαρκής για την αντιμετώπιση οποιουδήποτε προβλήματος. Στην παρακάτω εικόνα, φαίνεται ένα νευρωνικό δίκτυο πολυεπίπεδου αισθητήρα.





Σχήμα 10 Πολυεπίπεδος αισθητήρας με ένα κρυφό επίπεδο (Γιαννακού, 2019)

Το ενδιάμεσο επίπεδο, μεταξύ εκείνο της εισόδου και της εξόδου, λέγεται κρυμμένο διότι «βλέπει» μόνο το εσωτερικό του νευρωνικού δικτύου και όχι την είσοδο ή την έξοδό του. Είναι αναγκαίοι οι πειραματισμοί για τον εντοπισμό των νευρώνων που θα εισαχθούν στο ενδιάμεσο, ούτως ώστε να αποδοθεί όσο καλύτερα γίνεται η επιθυμητή συνάρτηση μεταφοράς. Στο Σχήμα 10, υπάρχει ένα μόνο ένα κρυμμένο επίπεδο αλλά θα μπορούσε να είναι δυο, τρία ή οποιοσδήποτε άλλος αριθμός. (Γιαννακού, 2019)

#### 2.1.4. Μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους

Για την εκπαίδευση ενός ένα τεχνητού νευρωνικού δικτύου μπορούν να εφαρμοστούν ποικίλες μέθοδοι, με ποικίλα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα η κάθε μία. Η δημοφιλέστερη μέθοδος σήμερα είναι η μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους (error backpropagation).

Η μέθοδος αυτή, είναι βασισμένη σε μια καθαρά μαθηματική θεώρηση, η εφαρμογή της οποίας είναι δυνατή σε πιο πολύπλοκα νευρωνικά δίκτυα. Το πρόβλημα αφορά κυρίως την κατάλληλη μεταβολή των βαρών, των ενδιάμεσων επιπέδων. Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι αρκετά απλή. Το δίκτυο «μαθαίνει» μέσω τυχαίων τιμών των βαρών του. Σε περίπτωση λάθους απάντησης, γίνεται διόρθωση των βαρών. Η επανάληψη της διαδικασίας οδηγεί σταδιακά στην ελάττωση του λάθους, μέχρι να γίνει ανεκτό (Τζίμας, 2007).

#### **2.1.4.1. Μειονεκτήματα οπισθοδιάδοσης**

Η μέθοδος οπισθοδιάδοσης, είναι πολύ επιτυχής. Ωστόσο, δεν αποκλείεται η πιθανότητα αποτυχίας ή μη επιτυχίας με την πρώτη προσπάθεια. Σε τέτοιες περιπτώσεις, είναι αναγκαία η αλλαγή των τιμών παραμέτρων, των αρχικών συνθηκών κλπ., μέχρι την διόρθωση του προβλήματος.

Επίσης, σε άλλες περιπτώσεις μπορεί ο χρόνος εκπαίδευσης να είναι υπερβολικά μεγάλος, με αποτέλεσμα να χρειαστούν πάρα πολλοί κύκλοι μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση του συστήματος. Τότε, κρίνεται αναγκαία η σμίκρυνση του μεγέθους του βήματος. (Γιαννακού, 2019)

Άλλο ένα μειονέκτημα της μεθόδου οπισθοδιάδοσης είναι ότι συχνά εμφανίζεται το πρόβλημα των τοπικών ελαχίστων. (Τζίμας, 2007).

#### **2.1.5. Πλεονεκτήματα μειονεκτήματα ΝΔ**

Πλεονεκτήματα:

- Εφαρμόζονται σε μη-γραμμικό έλεγχο, χάρη στην δυνατότητα προσέγγισης μη-γραμμικών σχέσεων εισόδου-εξόδου.
- Είναι ανεκτικά σε βλάβες λόγω της παράλληλης τους δομής.
- Έχουν την ικανότητα γενίκευσης και προέκτασης όταν διεγείρονται με άγνωστες εισόδους.
- Η λειτουργία τους είναι δυνατή τόσο με αριθμητικά όσο και με λεκτικά δεδομένα.
- Έχουν την ικανότητα επεξεργασίας πολλαπλών σημάτων εισόδου και εξόδου, συνεπώς είναι κατάλληλα για να ελέγχουν πολυμεταβλητά συστήματα.
- Για να επιλύσουν κάποιο πρόβλημα, δεν είναι αναγκαία η γνώση μαθηματικής εξίσωσης.

Μειονεκτήματα:

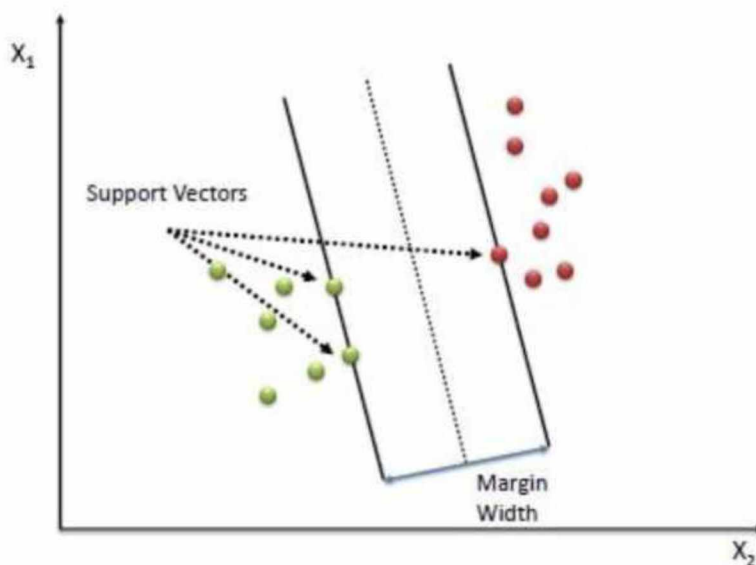
- Δεν παράγουν τα μαθηματικά μοντέλα.

- Οι νευρωνικοί ελεγκτές δεν έχουν χαρακτηριστικά σύγκλισης και ευστάθειας.
- Οι εν δυνάμει παράγοντες αποτυχίας είναι πολλοί, όπως οι λάθος επιλογές σε πλήθος επιπέδων και νευρώνων ή δειγμάτων κατά την εκπαίδευση (Γιαννακού, 2019).

## 2.2. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) ταξινομούν κατασκευάζοντας ένα N-διαστάσεων υπερ-επίπεδο που διαχωρίζει βέλτιστα τα δεδομένα σε δύο κατηγορίες. Τα μοντέλα Support Vector Machines (SVM) είναι συνδεδεμένα με τα πολλαπλών στρωμάτων νευρωνικών δικτύων perceptron. Χρησιμοποιώντας μια λειτουργία πυρήνα, τα SVM είναι μια εναλλακτική μέθοδος κατάρτισης για την λειτουργία βάσης και πολλαπλών στρώσεων κατηγοριοποιητών perceptron.

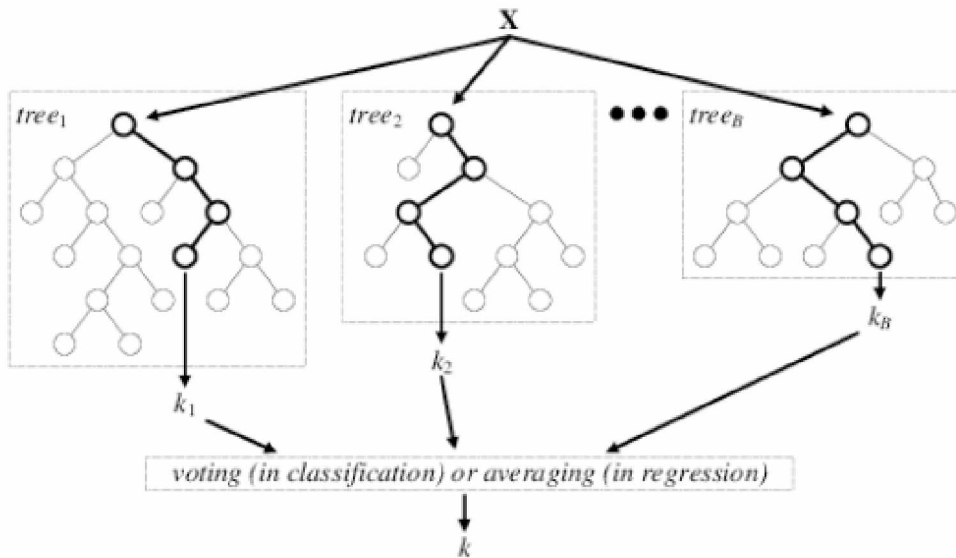
Έτσι, ο στόχος των μοντέλων SVM είναι να βρούνε το βέλτιστο υπερ-επίπεδο διαχωρίζοντας όλες τις διαφορετικές περιπτώσεις των κλάσεων, εντός ενός πολυδιάστατου χώρου με την δημιουργία υπερ-επιπέδων, υποστηρίζοντας με αυτόν τον τρόπο περιπτώσεις ταξινόμησης, παλινδρόμησης αλλά και συνεχείς μεταβλητές και μεταβλητές χαρακτηριστικών (Giannakeas, Karvelis & Fotiadis, 2008).



Σχήμα 11 Ταξινόμηση Support Vector Machines ([https://www.researchgate.net/publication/328392233\\_Support\\_vector\\_machine\\_An\\_introduction](https://www.researchgate.net/publication/328392233_Support_vector_machine_An_introduction))

### 2.3. Τυχαία Δύση (Random Forests, RF)

Ο αλγόριθμος Random Forest απαρτίζεται από τα δέντρα αποφάσεων. Όπως φαίνεται και στο σχήμα 12, ο αλγόριθμος απαρτίζεται από διαφορετικά δέντρα αποφάσεων τα οποία «τρέχουν» παράλληλα χωρίς να υπάρχει κάποιου είδους επικοινωνίας μεταξύ των δέντρων.



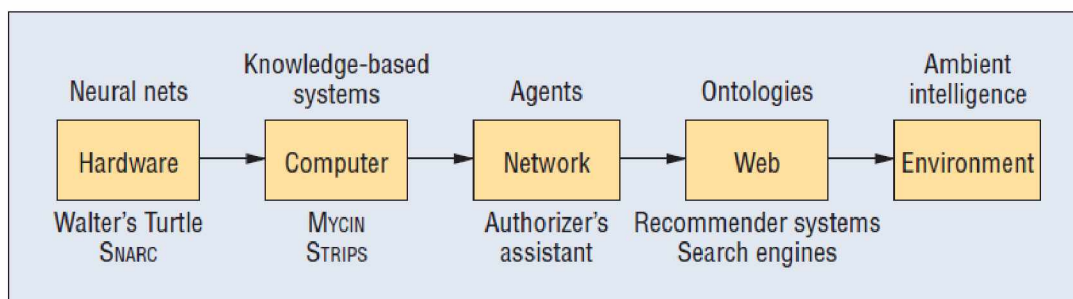
Σχήμα 12 Παράδειγμα μοντέλου Random Forest (Breiman, 2001)

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΥΣΑ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

Η τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence – AI) είναι σημαντική για την περιβάλλουσα νοημοσύνη (Ambient Intelligence – AmI). Η AmI είναι μια νέα πρόκληση για την AI και είναι το επόμενο βήμα στην εξέλιξή της. (IST Advisory Group, 2001.)

### 3.1. Εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης

Το σχήμα 13 απεικονίζει την εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης. Στην αρχή, οι ερευνητές εφάρμοσαν την τεχνητή νοημοσύνη στο υλικό, όπως ο Marvin Minsky και ο Dean Edmonds 'Snarc (Stochastic Neural Analog Reinforcement Computer). Τα νευρωνικά δίκτυα ήταν μία από τις τεχνολογίες που εφαρμόστηκαν σε τέτοια συστήματα. Το σύστημα εμπειρογνομόνων Mycin είναι ένα καλό παράδειγμα από τη δεύτερη φάση της AI, όπου η AI επικεντρώθηκε στους υπολογιστές. Η τρίτη φάση επικεντρώθηκε στα δίκτυα. Μια ορόσημη εφαρμογή εδώ ήταν ο βοηθός Authorizer της American Express. Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του '90, η έκρηξη του Ιστού παρήγαγε αρκετές μηχανές αναζήτησης και συστήματα προτάσεων χρησιμοποιώντας έξυπνους παράγοντες και, πιο πρόσφατα, οντολογίες.



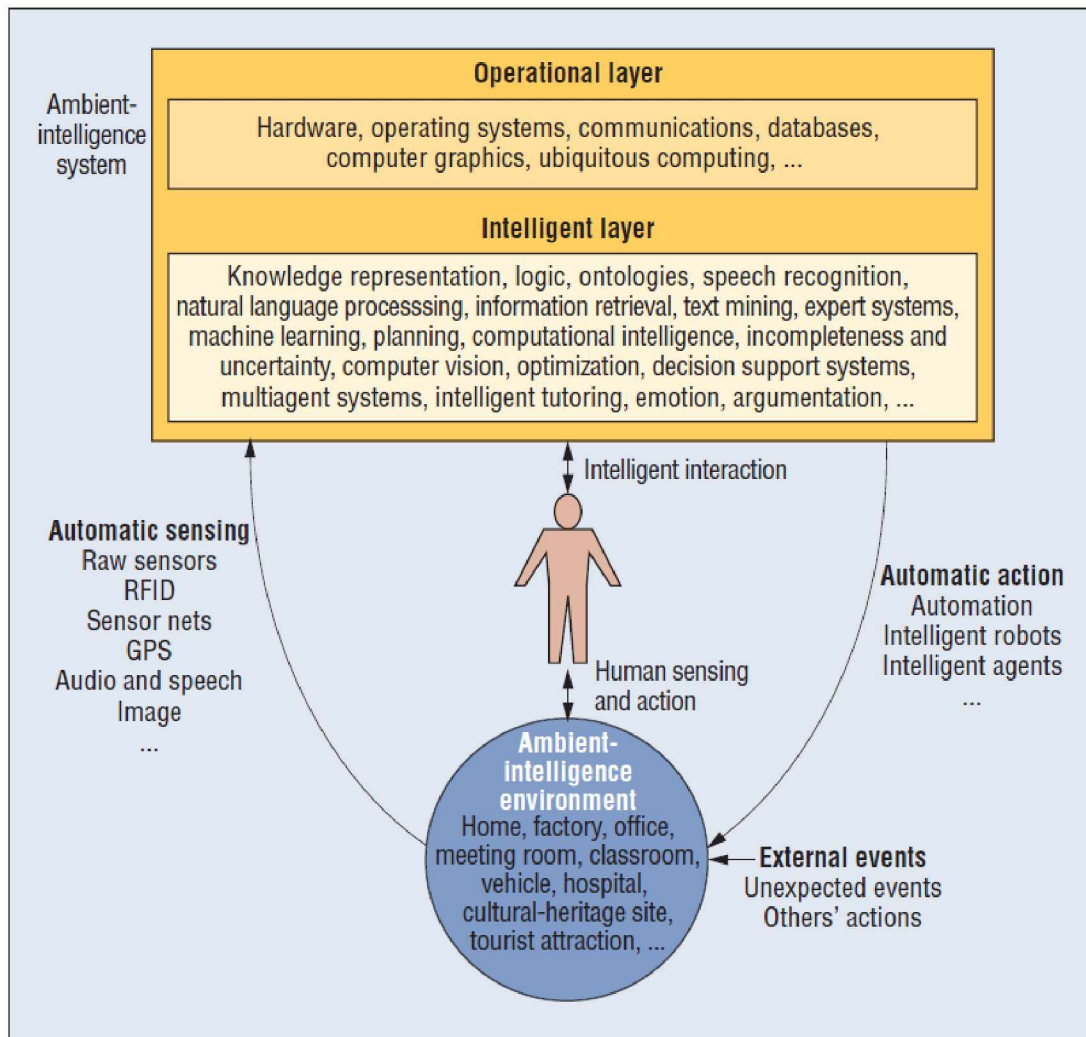
Σχήμα 13. Η εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης (Ramos, Augusto & Shapiro, 2008)

Το επακόλουθο αυτών, είναι όπως δείχνουν και οι τρέχουσες τάσεις, η ενσωμάτωση της ευφυΐας στο περιβάλλον μας. Η AmI είναι ο τρόπος για να επιτευχθεί κάτι τέτοιο. (Ramos, 2008.)

### 3.2. Συνδυάζοντας AmI και AI

Σήμερα, ορισμένα συστήματα χρησιμοποιούν την AmI, ενσωματώνοντας μόνο ένα περιορισμένο ποσό ευφυΐας. Επίσης ορισμένοι ερευνητές χτίζουν συστήματα AmI χωρίς AI, επικεντρώνονται στις λειτουργικές τεχνολογίες, όπως αισθητήρες, ενεργοποιητές, επικοινωνίες και υπολογιστές. Ωστόσο, αργά ή γρήγορα, αυτό το χαμηλό επίπεδο νοημοσύνης θα είναι ένα σαφές μειονέκτημα. Η αποδοχή της AmI θα γίνει μέσα από έναν ισορροπημένο συνδυασμό λειτουργικών τεχνολογιών και AI.

Το σχήμα 14 δείχνει το όραμά για την AmI, τονίζοντας τη σημασία της AI. Τα περιβάλλοντα AmI μπορεί να είναι πολύ διαφορετικά - για παράδειγμα, το σπίτι, το αυτοκίνητο ή το γραφείο ή ένα μουσείο. Τα συστήματα AmI εισάγονται σε αυτά τα περιβάλλοντα, λαμβάνουν πληροφορίες, αλληλεπιδρούν με τους χρήστες, εκτελούν περίτεχνο συλλογισμό και διατάσσουν ενέργειες στο περιβάλλον. Η αντίληψη συλλαμβάνει πληροφορίες, μέσω των ανθρώπων που χρησιμοποιούν τις αισθήσεις τους ή μέσω αυτόματων συστημάτων όπως συσκευές υπερήχων, κάμερες και μικρόφωνα. Η δράση σε αυτά τα περιβάλλοντα πραγματοποιείται μέσω ανθρώπινων αποφάσεων και ενεργειών και μέσω αυτόματων συστημάτων όπως ρομπότ και πράκτορες. Επιπλέον, πρόσωπα ή πράκτορες που δεν αλληλεπιδρούν άμεσα με το σύστημα μπορεί να αλλάξουν το περιβάλλον και να συμβούν απροσδόκητα γεγονότα. (Augusto & McCullagh, 2007)



Σχήμα 14 Το όραμα της AmI από την άποψη της AI. (Ramos, Augusto & Shapiro, 2008)

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΠΗΓΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΤΟΥΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

### 4.1. Εισαγωγή

Τα μοντέλα ANN (μοντέλα Νευρωνικού Δικτύου-ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS), λόγω της ικανότητας προσομοίωσης δεδομένων με σχέσεις πολύπλοκες και μη γραμμικές, ενδείκνυνται στις περιπτώσεις όπου ένα μοντέλο περιγράφει δεδομένα που απουσιάζουν.

Η εκπαίδευση των ANN γίνεται με δεδομένα περιορισμένου αριθμού, παρέχοντας μια γενίκευση της λειτουργίας τους. Οι τεχνικές τους χωρίζονται σε τέσσερις κατηγορίες, αναλόγως των προσεγγίσεων: (α) Feed Forward Neural Networks (NN) - Νευρωνικά Δίκτυα Έμπροστης Τροφοδότησης, (β) Recurrent NNs – Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα, (γ) Fuzzy NNs – Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα και (δ) support vector machines - μηχανήματα υποστηρικτικού φορέα (Vijayalakshmi. & Girish, 2015)

Οι τεχνικές ANN πλεονεκτούν έναντι των οικονομετρικών μοντέλων χρονικών σειρών, ως προς την δυνατότητα χειρισμού του θέματος της μη γραμμικότητας. Ωστόσο, μειονεκτούν στο ζήτημα των τοπικά βέλτιστων λύσεων. Τα μη γραμμικά δεδομένα μπορούν να εντοπιστούν καλύτερα από αλγόριθμους τεχνητής νοημοσύνης AI, δίνοντας καλά αποτελέσματα στην πρόβλεψη των τιμών ηλιακής ακτινοβολίας, ηλεκτρικής ενέργειας, αιολικής ενέργειας κλπ. Στα βασικότερα μοντέλα AI περιλαμβάνονται το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN), το μηχανήμα φορέα υποστήριξης, το μοντέλο ensemble και ο αλγόριθμος μεταερευτικής βελτιστοποίησης. Στους παραδοσιακούς αλγόριθμους Τεχνητής Νοημοσύνης, οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας προβλέπονται με περιορισμένη ακρίβεια.

Οι εξαιρετικές αποδόσεις της Βαθιάς Μάθησης έχουν προκαλέσει ευρέως τη μελέτη της. Ένας αλγόριθμος βαθιάς μάθησης είναι το Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο (RNN), που έχει ένα επαναλαμβανόμενο πλαίσιο δικτύου ανατροφοδότησης. Το δίκτυο αυτό, συγκριτικά με παραδοσιακούς αλγόριθμους AI, έχει τη δυνατότητα εξέτασης της χρονικής συσχέτισης των χρονοσειρών, οι οποίες μπορούν να εκτελέσουν μια σειρά ολοκληρωμένων μοντέλων.

Αναλυτικότερα, τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN) είναι ισχυρά μοντέλα που επεξεργάζονται διαδοχικά δεδομένα, διαφορετικά από τα παραδοσιακά δίκτυα προώθησης καθώς οι νευρικές συνδέσεις τους δεν έχουν μόνο μια κατεύθυνση, περνώντας έτσι δεδομένα προγενέστερα ή στο ίδιο επίπεδο. Τα δίκτυα LSTM, στη θέση των νευρώνων έχουν μπλοκ μνήμης συνδεδεμένα με στρώματα. Οι πύλες κάθε μπλοκ είναι υπεύθυνες για



την έξοδο και την κατάσταση του μπλοκ. Χάρη στην ικανότητα του μπλοκ να θυμάται την πιο πρόσφατη ακολουθία, καθίσταται εξυπνότερο έναντι των κλασικών νευρώνων. Η λειτουργία του μπλοκ γίνεται σύμφωνα με την ακολουθία εισόδου και κάθε πύλη στο εσωτερικό του χρησιμοποιεί μια μονάδα ενεργοποίησης σιγμοειδούς. Τα Νευρωνικά Δίκτυα αυτού του τύπου πλεονεκτούν έναντι των παραδοσιακών μεθόδων, λόγω της δυνατότητάς τους γρήγορης ανάλυσης πολύπλοκων μοτίβων με χαμηλό σφάλμα.

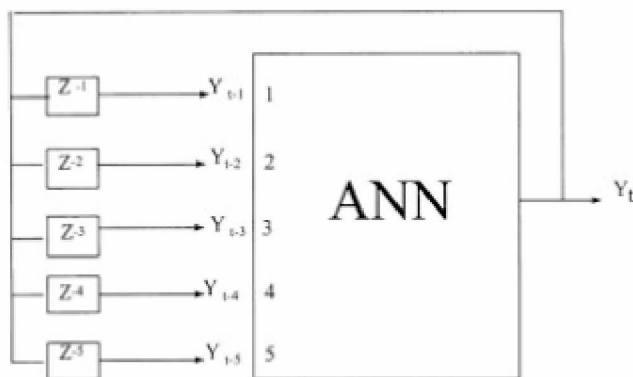
Τα τελευταία χρόνια, έχει σημειωθεί σημαντική αύξηση των εγγράφων που σχετίζονται με τα Νευρωνικά Δίκτυα και το πώς εφαρμόζονται για να προβλεφθούν οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Η αύξηση αυτή οφείλεται στην ικανότητα του Νευρωνικού Δικτύου μοντελοποίησης μιας μη γραμμικής συμπεριφοράς των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Πρόκειται δηλαδή για μια σαφή και εύκολη εφαρμογή, με καλές αποδόσεις, χωρίς να απαιτεί πολύ χρόνο. Παρόλα αυτά, υπάρχουν και ορισμένοι περιορισμοί στα Νευρωνικά Δίκτυα, που προέρχονται από το μειονέκτημά τους στο να λαμβάνουν ορισμένα χαρακτηριστικά των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε υψηλό επίπεδο. Έχει παρατηρηθεί πως θα μπορούσε να είναι δυνατή η ακριβέστερη πρόβλεψη των αυξήσεων των τιμών, εάν συμπεριλαμβάνονταν ορισμένοι επιπλέον καθοριστικοί παράγοντες.

Το γεγονός πως δεν υπάρχει κάποιο θεωρητικό υπόβαθρο και μια συστηματική διαδικασία κατασκευής, προκαλεί αρνητική κριτική των Νευρωνικών Δικτύων. Επομένως, για να κατασκευαστεί ένα μοντέλο επιλέγονται εμπειρικά οι περισσότερες παράμετροι. Η συνηθέστερη αρχιτεκτονική είναι εκείνη των Νευρωνικών Δικτύων τριών και τεσσάρων επιπέδων τροφοδοσίας και των διαδοχικών ΝΔ. Παρόλο που θεωρητικά μπορούν να ληφθούν υπόψη από τα ΝΔ πολλές εισοδοί, έχει αποδειχθεί από έρευνες ότι οι πιο σχετικές εισροές στα μοντέλα, βελτιώνοντας την ακρίβεια των προβλέψεων, είναι οι καθυστερημένες τιμές και ένας συνδυασμός τους και ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Έτσι θα μπορούσε να γινόταν η μοντελοποίηση των προσδοκιών των τιμών με τη χρήση διαφόρων μεθόδων προβλέψεων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, διαφορετικές ως προς την εκτέλεση των μαθηματικών συσκευών, τις εισόδους που περιλαμβάνονται, το χρόνο που καταναλώνεται κ.λπ. και με ευρεία πρακτική εφαρμογή τους. Χρειάζεται επίσης, να επισημανθεί πως πριν από τη χρήση ενός υβριδικού μοντέλου (Cerjan, Petričić & Delimar, 2019) είναι αναγκαίος ο προσδιορισμός των σχετικών παραμέτρων εισόδου, προκειμένου να μειωθεί το σύνολο δεδομένων εισόδου και να επιτευχθούν καλύτερες επιδόσεις επεξεργασίας Νευρωνικών Δικτύων.

#### 4.2. Μακροπρόθεσμα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Στις δυνατότητες των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, συμπεριλαμβάνεται η δυνατότητα να προβλέπουν μακροπρόθεσμα, σε έναν χρονικό ορίζοντα ιδιαίτερα μεγάλο, φτάνοντας μέχρι και τα 30 χρόνια. Βέβαια, ο μεγάλος ορίζοντας πρόβλεψης μπορεί να προκαλέσει μεγάλη αβεβαιότητα στα αποτελέσματα, δημιουργώντας μεγάλο υπολογιστικό πρόβλημα. Δεν έχει μεγάλη σημασία να είναι ακριβή τα δεδομένα, μιας και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν εκπαιδευτεί στην αγνόηση του θορύβου, του σφάλματος δηλαδή των δεδομένων. Αναλόγως της περίπτωσης, οι νευρωνικές εισοδοι του μοντέλου (τα φορτία των προηγούμενων χρονικών περιόδων) ποικίλουν ως προς τον αριθμό, ενώ η έξοδος (η προβλεπόμενη τιμή του φορτιού) είναι πάντα μια. Στο παρακάτω σχήμα, περιγράφεται ο τρόπος λειτουργίας του νευρωνικού μοντέλου.  $Y_t$  είναι η έξοδος, ενώ τα  $Y_{t-n}$  είναι οι εισοδοι (δεδομένα) για  $n$  χρονικές περιόδους. Η τιμή της πρόβλεψης  $Y_t$  εξαρτάται από τις τιμές των εισόδων, δηλαδή των προηγούμενων χρονικών στιγμών. (Σταματάκης, 2008)

Η καταλληλότητα των αποτελεσμάτων εξαρτάται από τον αριθμό των εισόδων στο σύστημα. Όσο πιο πολλές είναι οι εισοδοι, τόσο ακριβέστερη είναι η προβλεπόμενη τιμή και πιο μικρό το σφάλμα. Συγκριτικά με αλλά μοντέλα πρόβλεψης (AR, ARMA, ARIMA), έχει φανεί πως τα αποτελέσματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι ακριβέστερα όταν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι λιγότερα από τα αλλά μοντέλα. (Brownlee, 2017)

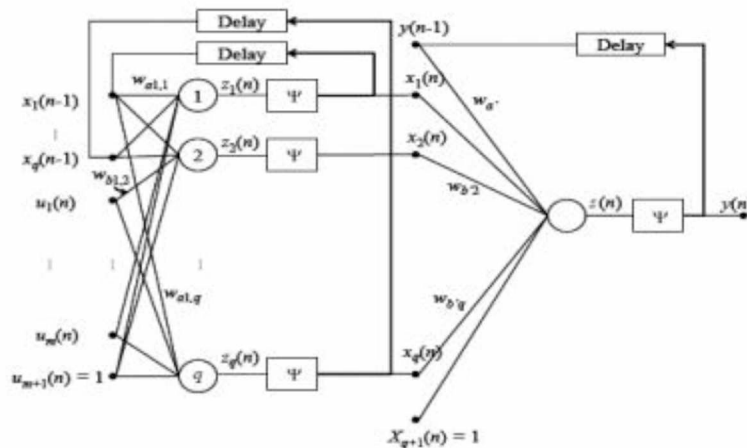


Σχήμα 15 Προτεινομένη αρχιτεκτονική μακροπρόθεσμων τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Σταματάκης, 2008)

#### 4.3. Υβριδικά νευρωνικά δίκτυα κοντινού χρονικού ορίζοντα

Τα υβριδικά νευρωνικά δίκτυα, τα δίκτυα δηλαδή που εκπαιδεύονται και δουλεύουν on-line και off-line, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προβλέψουν το ηλεκτρικό φορτίο που

απαιτείται. Πρόκειται για δίκτυα κοντινής διάρκειας, δηλαδή ο χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης είναι σύντομος. Χρησιμοποιούν πραγματικά στοιχεία (ηλεκτρικά φορτία) από το παρελθόν. Τα πολυεπίπεδα νευρωνικά επίπεδα περιέχουν ένα ή περισσότερους βρόχους ανατροφοδότησης, οι οποίοι μειώνουν σε μεγάλο βαθμό την απαιτούμενη μνήμη. Στο σχήμα 16 που ακολουθεί, φαίνεται το μοντέλο και οι βρόχοι ανατροφοδότησης. (Σταματάκης, 2008)



Σχήμα 16 Υβριδικά νευρωνικά δίκτυα κοντινού χρονικού ορίζοντα (Σταματάκης, 2008)

Στο συγκεκριμένο μοντέλο, υπάρχει μόνο μια μεταβλητή  $Y(n)$  για το ηλεκτρικό φορτίο που προβλέπεται κάθε φορά αυτό και έχει μόνο μια έξοδο. Το πόσο επιτυχής είναι η off-line εκπαίδευση του μοντέλου, φαίνεται από το μέσο σφάλμα των δικτύων που είναι 2,31%. Τα αποτελέσματα των υβριδικών αυτών μοντέλων είναι καλύτερα από ότι εκείνα των απλών μοντέλων, λόγω του πλεονεκτημά τους να χρησιμοποιούν την εμπειρία των δεδομένων του παρελθόντος μειώνοντας το χρόνο πρόβλεψης, αφού τα βάρη που χρησιμοποιούνται είναι ήδη κοντά στις βέλτιστες τιμές τους (Σταματάκης, 2008). Τα συγκεκριμένα μοντέλα, έχουν την ικανότητα πολύ γρήγορης προσαρμογής στις πραγματικές καταστάσεις και μικρής ταλάντωσης σε απότομες αλλαγές τους περιβάλλοντος, ενώ παράλληλα δίνουν αποτελέσματα με μικρότερο σφάλμα. Η χρήση των υβριδικών μοντέλων ενδείκνυται γενικώς σε εφαρμογές που διαθέτουν ιστορικά στοιχεία και τα βάρη ενημερώνονται μέσα από την επανάληψη της off-line φάσης σε συγκεκριμένες περιόδους και την προσθήκη των πρόσφατων στοιχείων. (Sánchez-García, Espinosa-Juárez & Flores, 2016)

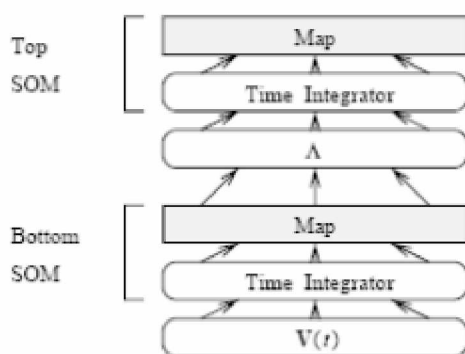
#### 4.4. Ιεραρχικά νευρωνικά δίκτυα κοντινού χρονικού ορίζοντα

Ένα ιεραρχικό νευρωνικό δίκτυο (HNM) μπορεί να επιλύσει το πρόβλημα της πρόβλεψης

φορτίου κοντινού χρονικού ορίζοντα (STLF), αποτελούμενο από δυο SOM (self organizing map) δίκτυα, όπως φαίνεται στο σχήμα 17. Το συγκεκριμένο μοντέλο αποτελεί συνέχεια του SOM (self organizing map) μοντέλου του Kohonen. Χάρη στην ιεραρχική του δομή, ευνοείται η αποδοτική του λειτουργία με τα δεδομένα που εγκλείονται στις εισόδους, ενώ έχει και καλή μνήμη από δεδομένα του παρελθόντος, παράγοντας έτσι καλά αποτελέσματα (προβλέψεις) (Σταματάκης, 2008).

Τα αποτελέσματα των HNM είναι καλύτερα όταν αφορούν σύντομο χρονικό διάστημα. Το κόστος ανάπτυξης των δικτύων αυτών είναι μικρότερο, σε σύγκριση με το μοντέλο παλινδρόμησης, το οποίο τελικά αντικατέστησε. Το HNM διαθέτει επτά εισόδους για την εισαγωγή των φορτίων του παρελθόντος. Στην πρώτη είσοδο, εισάγεται το τρέχον φορτίο, στη δεύτερη εκείνο της προηγούμενης ώρας, στη τρίτη το φορτίο της προηγούμενης ημέρας, στην τέταρτη της προηγούμενης εβδομάδας και στην πέμπτη το φορτίο πριν μια εβδομάδα και 24 ώρες. Στις εισόδους έξι και επτά, πραγματοποιείται τριγωνομετρική κωδικοποίηση για την ώρα πρόβλεψης. Η έξοδος που διαθέτει το μοντέλο για την πρόβλεψη του φορτίου είναι μία (Μανρονουνιότις & Chang, 1992).

Το HNM εκπαιδεύεται βάσει συνηθισμένων τιμών σε κανονικές συνθήκες. Το σφάλμα του μοντέλου είναι πιο μικρό από εκείνο του MLP, συμφωνά με τα MAPE και MSE σφάλματα, ενώ για τα ME και MAX σφάλματα σε συνηθισμένες τιμές φορτίων ισχύει το αντίστροφο. Εάν οι τιμές φορτίων είναι ασυνήθιστες, το σφάλμα του HNM είναι μικρότερο, συμφωνά και με τα 4 παραπάνω σφάλματα σε σχέση με το MLP (Σταματάκης, 2008).



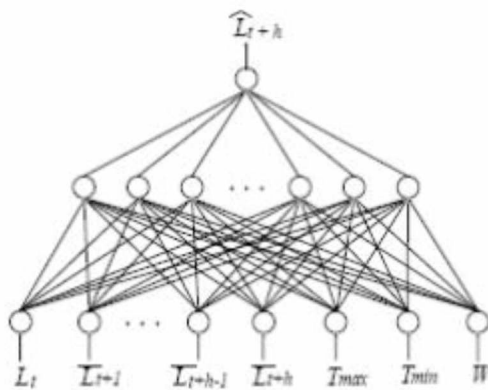
Σχήμα 17 Ιεραρχικά νευρωνικά δίκτυα κοντινού χρονικού ορίζοντα (Σταματάκης, 2008)

#### 4.5. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που συνδυάζουν όμοιες ημερήσιες προσεγγίσεις

Το πρόβλημα πρόβλεψης φορτίου σε κοντινό χρονικό ορίζοντα (STLF), μπορεί να επιλυθεί με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων και το συνδυασμό όμοιων ημερήσιων

προσεγγίσεων. Η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων σε παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης, κάνει χρήση όμοιων στοιχείων μεταξύ ημερών για να μάθουν την τάση της ομοιότητας. Πρόκειται για μια διεργασία πολύπλοκη, διαφορετική από την κοινή εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων (Σταματάκης, 2008).

Με την εφαρμογή μιας Ευκλείδειας νόρμας με σταθμισμένους (ύπαρξη βάρους) παράγοντες, επιχειρείται η αξιολόγηση της ομοιότητας μεταξύ της ημέρας πρόβλεψης και των προηγούμενων ημερών που έχουν ερευνηθεί. Η καμπύλη της πρόβλεψης (του φορτίου) χρησιμοποιεί τα στοιχεία από ημέρες που έχουν ίδιες συνθήκες καιρού με την ημέρα που γίνεται η πρόβλεψη (Σταματάκης, 2008). Για την ενίσχυση της ακρίβειας, προστίθεται ο μείζων κλιματολογικός παράγοντας, η θερμοκρασία, προσέχοντας ιδιαίτερα τις διαφορετικές εποχές. Το σφάλμα της πρόβλεψης από μια έως και έξι ώρες μπροστά κυμαίνεται από 0,98% έως 2,43%. Φαίνεται λοιπόν, πως η συγκεκριμένη μέθοδος έχει αξιοπιστία προβλέψεων για αρκετές ώρες μπροστά. Ένα τέτοιο μοντέλο δουλεύει, που αναπαρίσταται στο σχήμα 18, καλά όταν συμβαίνουν ξαφνικές κλιματολογικές αλλαγές. (Sánchez-García, Espinosa-Juárez & Flores, 2016)



Σχήμα 18 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που συνδυάζουν όμοιες ημερήσιες προσεγγίσεις (Σταματάκης, 2008)

#### 4.6. MLP τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που προβλέπουν κατανάλωση φορτίου και καυσίμου

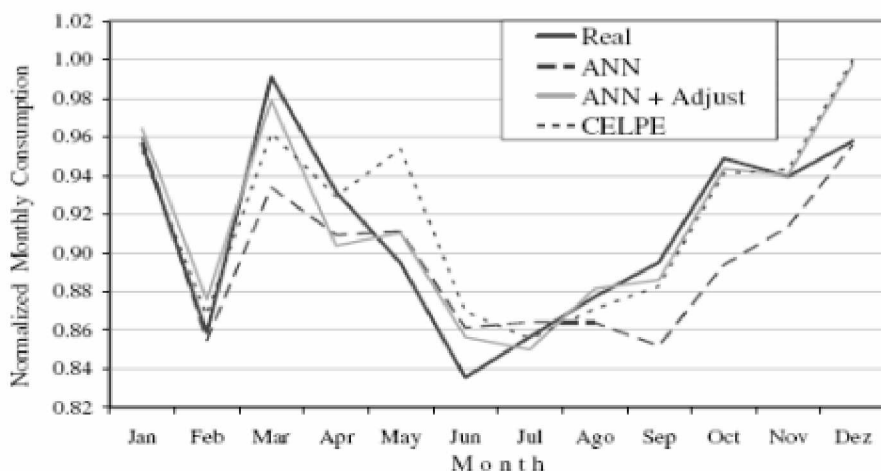
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για κοντινό χρονικό ορίζοντα μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για να προβλεφθεί το ηλεκτρικό φορτίο και το καύσιμο. Τα επίπεδα τροφοδότησης των νευρωνικών αυτών δικτύων είναι τρία: α) επίπεδο εισόδου, β) κρυμμένο επίπεδο και γ) επίπεδο εξόδου. Τελευταία, αποτελούνται από δυο διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα, που συνδυάζουν τις μεταξύ τους προβλέψεις. Διαθέτουν 79 εισόδους οι οποίες είναι: 24 ωριαία

φορτία της προηγούμενης μέρας, 24 παράμετροι του καιρού, 24 ωριαίες προβλέψεις φορτίου για την επόμενη μέρα, και 7 δείκτες, ένα γιας κάθε μέρα της εβδομάδας. Διαφορά παρατηρείται όμως, στα αποτελέσματα (έξοδοι), καθώς με το ένα γίνεται πρόβλεψη του ωριαίο φορτίου της επόμενης μέρας ενώ με το άλλο της αλλαγής στο ωριαίο φορτίο από την προηγούμενη μέρα στην επόμενη (Σταματάκης, 2008).

Για την εκπαίδευση και αξιολόγηση σε αυτό το μοντέλο, γίνεται χρήση ξεχωριστών σετ στοιχείων. Το εύρος σφάλματος MAPE κυμαίνεται μεταξύ 1% και 4,5%, ενώ σε ελάχιστες περιπτώσεις ξεπερνά το 3%, γεγονός που υπογραμμίζει την ακρίβεια του μοντέλου. Η βελτίωση της ακρίβεια της πρόβλεψης στα νευρωνικά δίκτυα, συνεπάγεται και βελτίωση στην διαχείριση των αποφάσεων. (Worall, 2013)

#### 4.7. Τεχνητά νευρικά δίκτυα με ευρετικούς κανόνες

Ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο (ANN) μπορεί να συνδυαστεί με ευρετικούς κανόνες, ώστε να παραχθεί ένα ισχυρό υβριδικό ευφύες σύστημα (PREVER), με στόχο να προβλεφθεί το ηλεκτρικό φορτίο κοντινού και μέσου χρονικού ορίζοντα. Με τη χρήση των ευρετικών κανόνων, ρυθμίζονται τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου και βελτιώνεται η απόδοση του συστήματος (Σταματάκης, 2008).

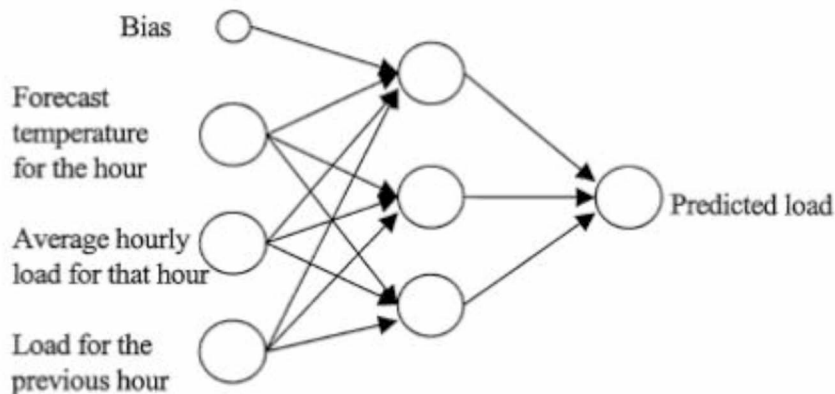


Σχήμα 19 Σφάλμα πρόβλεψης μεθόδων (Σταματάκης, 2008)

#### 4.8. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εξελισσόμενα από γενετικούς αλγόριθμους

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN), εξελισσόμενα από έναν γενετικό αλγόριθμο, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την λύση του προβλήματος της βραχυπρόθεσμης

πρόβλεψης φορτίων. Η εκπαίδευση των δικτύων ANN, ώστε να προβλέπουν με ακρίβεια το ωριαίο ηλεκτρικό φορτίο μια ημέρα μπροστά, γίνεται με την χρήση πραγματικών τιμών φορτίων και των προβλεπόμενων καιρικών στοιχείων. Καθοριστικό στοιχείο για την απόδοση του ANN δικτύου, πέραν των επιλογών των μεταβλητών εισαγωγής, είναι και η διάστασή του (Σταματάκης, 2008).



Σχήμα 20 Αναπαράσταση εισόδων νευρωνικού μοντέλου (Σταματάκης, 2008)

Το μοντέλο αυτό, μειονεκτεί ως προς την ικανότητα ανίχνευσης ξαφνικών αλλαγών του φορτίου που μπορεί να συμβούν, προκαλώντας αύξηση της κατανάλωσης φορτίου. Για τον υπολογισμό του σφάλματος ανάμεσα στην πραγματική αξία και τις τιμές πρόβλεψης, χρησιμοποιείται το μέσο απόλυτο σφάλμα ποσοστού (MAPE) (Σταματάκης, 2008).

#### 4.9. Καταλληλότητα των MLP νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη του ηλεκτρικού φορτίου

Το πρόβλημα πρόβλεψης της ηλεκτρικής ενεργειακής απαίτησης (φορτίο) σε κοντινό και μέσο-μάκρο χρονικό ορίζοντα, μπορεί να επιλυθεί με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Στην προκειμένη περίπτωση, η πρόβλεψη είναι μηνιαία και χρησιμεύει για να προγραμματιστεί η συντήρηση, αλλά λειτουργεί και ως εργαλείο έρευνας αγοράς για τους παραγωγούς και τους μεταπωλητές της ηλεκτρικής ενέργειας (Σταματάκης, 2008).

Από τους πολλούς διαφορετικούς τύπους νευρωνικών δικτύων που παρουσιάζει η βιβλιογραφία, επιλέγεται το πολυεπίπεδο perceptron (MLP) για την εκτέλεση της πρόβλεψης, λόγω της ευρείας του χρήσης για να προβλεφθούν χρονικές σειρές και την ικανότητα προσδιορισμού του χρόνου εξέλιξης ενός δυναμικού συστήματος (Σταματάκης,

2008).

Τα εξαγόμενα αποτελέσματα δείχνουν ότι η αξιοπιστία της πρόβλεψης της προτεινόμενης μεθόδου είναι πολύ μεγάλη, με το σφάλμα πρόβλεψης να είναι πάντα χαμηλότερο από 7%, υπερβαίνοντας μετά βίας το 5%. (Mendonça de Paiva et al., 2020)

#### 4.10. Ιεραρχικό υβριδικό νευρωνικό δίκτυο

Προκειμένου να λυθεί το πρόβλημα της μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίων, μπορεί να εφαρμοστεί ένα νέο ιεραρχικό υβριδικό νευρωνικό πρότυπο, αποτελούμενο από δυο SOM (self-organizing map) δίκτυα, το ένα πάνω από το άλλο, και ενός απλού επιπέδου perceptron (single-layer perceptron) (Σταματάκης, 2008).

Το συγκεκριμένο πρότυπο συγκρίνεται με ένα πολυεπίπεδο perceptron. Και στις δύο περιπτώσεις, η εκπαίδευση και αξιολόγηση γίνεται με στοιχεία φορτίων, που εξάγει μια ηλεκτρική εταιρία, προβλέποντας τη μέγιστη τιμή του φορτίου και το μέσο φορτίο κατά τη διάρκεια των επόμενων δύο ετών. Τα δεδομένα είναι είτε εβδομαδιαία φορτία είτε μηνιαία φορτία. Στα δεδομένα εισόδου δεν περιλαμβάνονται οι θερμοκρασίες (Σταματάκης, 2008).

Οι νευρωνικές εισοδοι που χρησιμοποιούνται, είναι τρεις. 1<sup>η</sup>) μέγιστη τιμή φορτίου / μέσο φορτίο της τρέχουσας εβδομάδας / μήνα. 2<sup>η</sup> και 3<sup>η</sup>) τριγωνομετρική κωδικοποίηση για την εβδομάδα / μήνα που θα γίνει η πρόβλεψη (Σταματάκης, 2008).

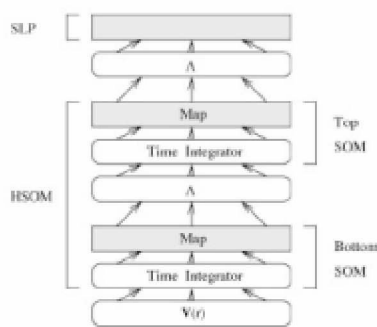


Fig. 1. HHNN.

Σχήμα 21 Ιεραρχικό υβριδικό νευρωνικό δίκτυο (Σταματάκης, 2008)

Βάσει πειραμάτων που έχουν διεξαχθεί, αυτό το ιεραρχικό υβριδικό μοντέλο (HHNN) έχει πολύ καλύτερη απόδοση στο να προβλέπει μακροπρόθεσμα τόσο το μέγιστο όσο και το μέσο φορτίο, σε σύγκριση με το πολυεπίπεδο perceptron (MLP). Το κύριο στοιχείο στο οποίο οφείλεται η καλή απόδοση του HHNN είναι η ιεραρχική του δομή.



Επιπλέον, υπάρχουν περαιτέρω περιθώρια βελτίωσης των αποτελεσμάτων του υβριδικού ιεραρχικού μοντέλου, ρυθμίζοντας επιπλέον τις παραμέτρους και χρησιμοποιώντας την προεπεξεργασία των στοιχείων. (Sánchez-García, Espinosa-Juárez & Flores, 2016)

#### 4.11. Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με δείκτες ημέρας και ώρας

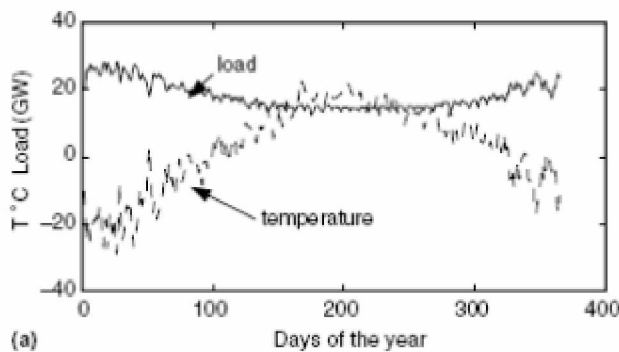
Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να ασχοληθεί με το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου. Το μοντέλο αυτό έχει πρόσθια τροφοδότηση πολλών επιπέδων και ως εισόδους χρησιμοποιεί : (Σταματάκης, 2008)

α. ένα δείκτη ημέρας, που δείχνει το μέγεθος του φορτίου ανάλογα την ημέρα της εβδομάδας. Έχει φανεί πως το σαββατοκύριακο το αναγκαίο φορτίο είναι αρκετά μικρότερο σε σχέση με τις καθημερινές.

β. ένα δείκτη ώρας, που δείχνει το μέγεθος του φορτίου ανάλογα την ώρα της ημέρας.

γ. καιρικές μεταβλητές. Από το σύνολο των καιρικών μεταβλητών που επιδρούν στην κατανάλωση φορτίου, χρησιμοποιείται ως είσοδος στο μοντέλο μόνο η θερμοκρασία και η κάλυψη από τα σύννεφα και όχι η ταχύτητα του ανέμου. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι ότι η θερμοκρασία σχετίζεται άμεσα με το φορτίο, όπως έχει αποδειχθεί και όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα 22.

δ. τα ιστορικά φορτία, δεν χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο μοντέλο αυτό, διότι στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη δεν είναι διαθέσιμα τα στοιχεία του φορτίου μερικές ώρες πριν. Ως συνέπεια, στις εκτιμώμενες τιμές περιέχεται ένα μικρό σφάλμα, που μπορεί να μεγαλώσει σημαντικά οδηγώντας την διαδικασία πρόβλεψης σε μεγάλο σφάλμα. (Baczynski & Parol, 2004)



Σχήμα 22 Συσχέτιση θερμοκρασίας φορτίου (Σταματάκης, 2008)

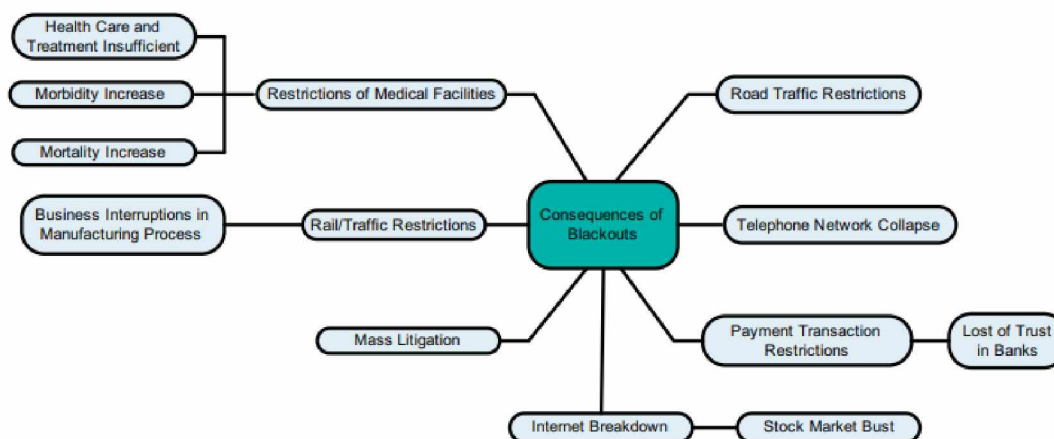
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΓΙΑ ΜΕΙΩΣΗ ΤΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΙΣΧΥΟΣ

### 5.1. Εισαγωγή

Οι διακοπές ρεύματος σε όλο τον κόσμο θέτουν υπό αμφισβήτηση την αξιοπιστία των συμβατικών και προσαρμοστικών τεχνικών μείωσης φορτίου για την αποφυγή τέτοιων διακοπών ρεύματος. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το ζήτημα, απαιτούνται αξιόπιστες τεχνικές για την παροχή γρήγορης και ακριβούς αποβολής φορτίου για την αποφυγή κατάρρευσης στο σύστημα ισχύος. Οι τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης, λόγω της ευρωστίας και της ευελιξίας τους στην αντιμετώπιση σύνθετων μη γραμμικών συστημάτων, θα μπορούσαν να είναι μια επιλογή για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος. Η υπολογιστική νοημοσύνη περιλαμβάνει τεχνικές όπως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, γενετικούς αλγόριθμους, έλεγχο ασαφούς λογικής, προσαρμοστικό σύστημα νευρο-ασαφών συμπερασμάτων και βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων. Η έρευνα σε αυτές τις τεχνικές διεξάγεται προκειμένου να ανακαλυφθούν μέσα για πιο αποτελεσματική και αξιόπιστη αποβολή φορτίου. Αυτή η ενότητα παρέχει μια επισκόπηση αυτών των τεχνικών που εφαρμόζονται στην αποβολή φορτίου σε ένα σύστημα ισχύος. Συγκρίνει επίσης τα πλεονεκτήματα των τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης σε σχέση με τις συμβατικές τεχνικές μείωσης φορτίου. Τέλος, η παρούσα ενότητα πραγματεύεται τον περιορισμό των τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης, που περιορίζουν τη χρήση τους σε μείωση του φορτίου σε πραγματικό χρόνο.

Τις τελευταίες δεκαετίες, ο κόσμος έχει αντιμετωπίσει πολλά σοβαρά προβλήματα λόγω διακοπής λειτουργίας του συστήματος ηλεκτροδότησης, σε όλο τον κόσμο. Αυτά τα μπλακ άουτ έχουν επηρεάσει εκατομμύρια ανθρώπους, με αποτέλεσμα τεράστιες οικονομικές απώλειες και κοινωνικό αντίκτυπο στις κοινωνίες. Ο κοινωνικός αντίκτυπος της διακοπής ρεύματος, ειδικά στις αστικές περιοχές, είναι σοβαρός - οι εγκαταστάσεις υγειονομικής περίθαλψης στα νοσοκομεία επηρεάζονται, τα προβλήματα ελέγχου της κυκλοφορίας οδηγούν σε ατυχήματα και το Διαδίκτυο και άλλα συστήματα επικοινωνιών καταρρέουν.

Οι λεπτομερείς συνέπειες των διακοπών ρεύματος φαίνονται στο Σχ. 23 (USA power blackout report; 2011).



Σχήμα 23 Συνέπειες διακοπών ρεύματος (Laghari et al., 2013)

Η διακοπή ρεύματος σε ένα σύστημα ισχύος αναφέρεται στη μη διαθεσιμότητα ηλεκτρικής ενέργειας σε μια περιοχή για μικρή ή μεγάλη διάρκεια. Αυτές οι διακοπές ρεύματος μπορεί να προκύψουν λόγω φυσικών και τεχνικών λόγων. Φυσικοί λόγοι περιλαμβάνουν την επαφή των ζώων με έναν ζωντανό αγωγό, ένα τροχαίο ατύχημα με αποτέλεσμα να καταστραφούν οι πόλοι μετάδοσης και τα δέντρα που πέφτουν στις γραμμές μεταφοράς λόγω του θυελλώδους καιρού. Οι τεχνικοί λόγοι περιλαμβάνουν βλάβες, κατεστραμμένες γραμμές μεταφοράς ή διανομής, ζητήματα σταθερότητας, υπερφορτωμένες γραμμές μεταφοράς, καταρράκτες συμβάντων, ελαττωματικό εξοπλισμό και ανθρώπινο λάθος. Η εκτιμώμενη ανεφοδιασμένη ενέργεια είναι ένας άλλος σημαντικός παράγοντας που οδηγεί σε διακοπή ρεύματος. Μερικά από αυτά τα σφάλματα, προκαλούν απρόβλεπτα. Άλλα, είναι οι επακόλουθες συνέπειες αυτών των γεγονότων που μπορεί να οδηγήσουν σε αστάθεια και διαδοχικά, σε συσκότιση. Αυτή η ενότητα επικεντρώνεται σε εκείνες τις διακοπές ρεύματος που προκύπτουν λόγω τεχνικής βλάβης. Οι δέκα πιο σοβαρές διακοπές ρεύματος που συνέβησαν τις τελευταίες δύο δεκαετίες, επηρεάζοντας εκατομμύρια ανθρώπους, φαίνονται στον Πίνακα 2

Πίνακας 2. Οι πιο σοβαρές διακοπές ρεύματος τις τελευταίες δύο δεκαετίες σε όλο τον κόσμο (Laghari et al., 2013)

Χώρα	Ημερομηνία	Αριθμός ανθρώπων που επηρεάστηκαν	Διάρκεια	Αίτια του blackout
------	------------	-----------------------------------	----------	--------------------

Αίγυπτος	24 Απριλίου 1990	50 εκατομμύρια (El-Sadek, 1998)	6 ώρες	Χτύπημα κεραυνού προκαλώντας πτώση κυκλωμάτων 440 kV
Βραζιλία	11 Μαρτίου 1999	97 εκατομμύρια (Blackouts report)	5 ώρες	Κατάρρευση τάσης
Ινδία	2 Ιανουαρίου 2001	226 εκατομμύρια (Blackouts report)	12 ώρες	Βλάβη στη γραμμή μεταφοράς
Καναδάς και Βόρεια US	14 Αυγούστου 2003	55 εκατομμύρια (Chang & Wu, 2011; Zhao & Zhang, 2009)	96 ώρες (4 ημέρες)	Έλλειψη συντήρησης, ανθρώπινο λάθος και βλάβη εξοπλισμού
Ιταλία	28 Σεπτεμβρίου 2003	56 εκατομμύρια (Zhang, 2009)	18 ώρες	Παραβίαση των γραμμών ρεύματος
Ινδονησία	18 Αυγούστου 2005	100 εκατομμύρια (Blackouts report)	7 ώρες	Βλάβη γραμμής μεταφοράς
Ευρώπη	4 Νοεμβρίου 2006	15 εκατομμύρια (Makarov et al.,2005; Andersson et al., 2005),	2 ώρες	Υπερφόρτωση
Βραζιλία και Παραγουάη	10 Νοεμβρίου 2009	87 εκατομμύρια (Blackouts report)	7 ώρες	Βραχυκύκλωμα σε τρεις μετασχηματιστές στη γραμμή μεταφοράς υψηλής τάσης
Βραζιλία	4 Φεβρουαρίου 2011	53 εκατομμύρια (Blackouts report)	16 ώρες	Ελάττωμα στη γραμμή μεταφοράς
Ινδία	31 Ιουλίου 2012	670 εκατομμύρια (India Blackout)	15 ώρες	Κατάρρευση τάσης λόγω υπερφόρτωσης της γραμμής μεταφοράς

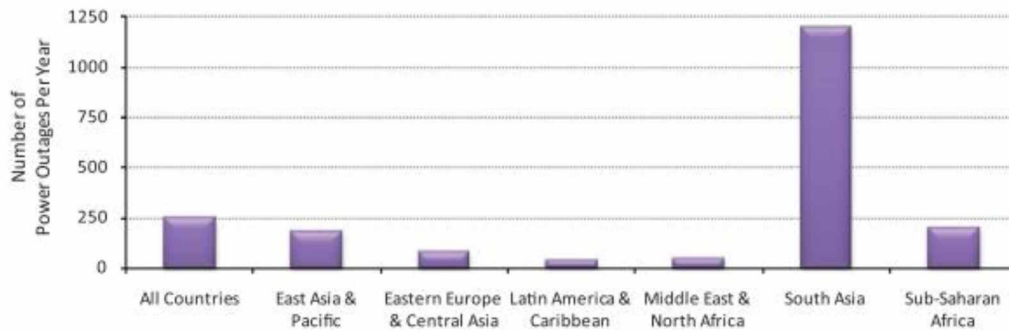
Ο Πίνακας 2 δείχνει ότι εντός αυτής της περιόδου, η Βραζιλία και η Ινδία υπέστησαν απενεργοποίηση μεγάλης κλίμακας τουλάχιστον δύο φορές, ενώ οι άλλες χώρες/περιοχές όπως η Αίγυπτος και η Ευρώπη χτυπήθηκαν από μαζική διακοπή ρεύματος μόνο μία φορά, το 1990 (El-Sadek, 1998) και το 2006 (Makarov et al.,2005; Andersson et al., 2005),

αντίστοιχα. Κατά τη διάρκεια αυτών των διακοπών, 50 εκατομμύρια άνθρωποι στην Αίγυπτο επηρεάστηκαν για 6 ώρες, ενώ 15 εκατομμύρια άνθρωποι στην Ευρώπη επηρεάστηκαν για 2 ώρες. Το μπλακ άουτ στην Αίγυπτο χαρακτηρίστηκε από μια πολύ γρήγορη κατάρρευση τάσης στα σχεδόν 20 V, ακολουθούμενη από ξαφνική κατάρρευση συνολικής τάσης. Η έντονη διακοπή ρεύματος που συνέβη στην Ινδία το 2001 οφειλόταν σε βλάβη των υποσταθμών. Αυτό το μπλακ άουτ επηρέασε 226 εκατομμύρια ανθρώπους για 12 ώρες και είχε ως αποτέλεσμα μια συνολική οικονομική ζημία 110 εκατομμυρίων δολαρίων ΗΠΑ. Ένα από τα πιο σημαντικά μπλακ άουτ σημειώθηκε στις Ηνωμένες Πολιτείες και τον Καναδά στις 14 Αυγούστου 2003. Αυτό το μπλακ άουτ επηρέασε περίπου 50 εκατομμύρια ανθρώπους σε οκτώ πολιτείες των ΗΠΑ και δύο καναδικές επαρχίες. Οι εκτιμήσεις δείχνουν ότι αυτό το μπλακ άουτ διέκοψε φορτίο περίπου 63 GW και περισσότερες από 400 γραμμές μεταφοράς και 531 μονάδες παραγωγής σε 261 σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής έπεσαν (Chang & Wu, 2011; Zhao & Zhang, 2009; Pourbeik, Kundur & Taylor, 2006). Διήρκεσε για 96 ώρες (4 ημέρες) σε διάφορα μέρη των ανατολικών Ηνωμένων Πολιτειών (Wang & Rong, 2011) όπως φαίνεται στον Πίνακα 2, με αποτέλεσμα μια οικονομική απώλεια περίπου 4-6 δισεκατομμυρίων δολαρίων ΗΠΑ (White et al., 2003). Η Ινδονησία υπέστη σοβαρό μπλακ άουτ το 2005 που επηρέασε 100 εκατομμύρια ανθρώπους για 7 ώρες [3]. Το μεγαλύτερο μπλακ άουτ στον κόσμο συνέβη στις 31 Ιουλίου 2012 στην Ινδία μετά από κατάρρευση τάσης λόγω υπερφόρτωσης των γραμμών μεταφοράς. Επηρέασε περίπου 670 εκατομμύρια ανθρώπους, εκατοντάδες τρένα και εκατοντάδες χιλιάδες νοικοκυριά σε 22 ινδικές πολιτείες (India Blackout).

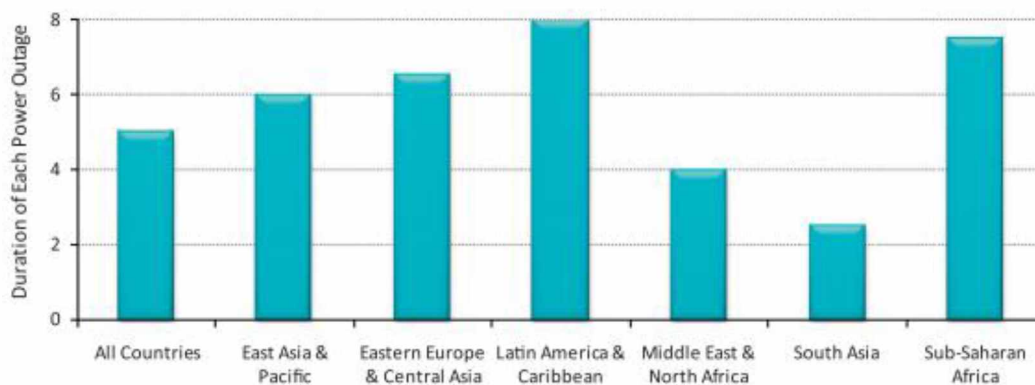
Εκτός από αυτές τις σοβαρές διακοπές ρεύματος, κάθε χώρα υποφέρει από μικρές αλλά και μεγαλύτερες διακοπές ρεύματος πολλές φορές το χρόνο, όπως το Σεπτέμβριο του 2020 που πολλές περιοχές στην Καρδίτσα είχαν μείνει μέχρι και 7 ημέρες χωρίς ρεύμα λόγω της καταστροφικής πλημμύρας «Ιανός». Το σχήμα 24 δείχνει τον αριθμό των διακοπών ρεύματος που σημειώθηκαν σε διαφορετικά μέρη του κόσμου το 2009. Το σχήμα 25 δείχνει τη διάρκεια αυτών των διακοπών ρεύματος. Αυτή η μελέτη διεξήχθη από το Δίκτυο Αειφόρου Ανάπτυξης του Ομίλου της Παγκόσμιας Τράπεζας (Power outage in world, 2009).

Τα σχήμα 24 και 25 δείχνουν ότι η Νότια Ασία είχε έως και 1200 διακοπές ρεύματος, αλλά αυτές είχαν τη μικρότερη διάρκεια σε σύγκριση με αυτές σε άλλα μέρη του κόσμου. Η Λατινική Αμερική και η Καραϊβική γνώρισαν τις λιγότερες διακοπές ρεύματος, αλλά η διάρκεια τους ήταν η μεγαλύτερη σε σύγκριση με αυτές σε άλλα μέρη. Σύμφωνα με μια

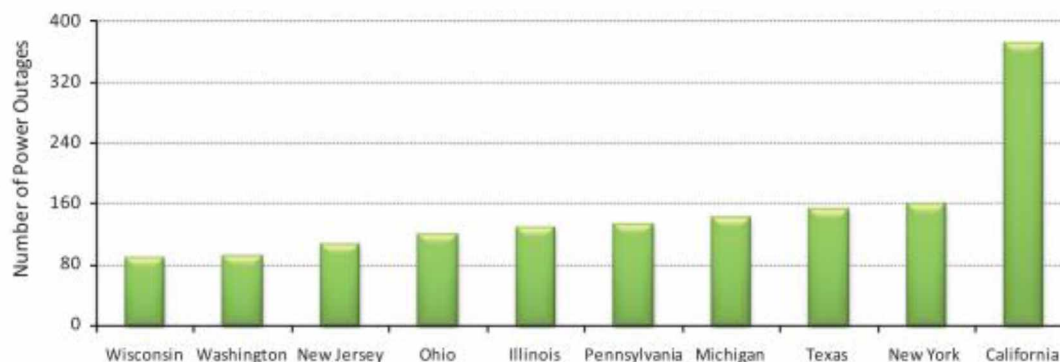
ετήσια έκθεση που εκδόθηκε από το Eaton Blackout Tracker το 2011, σημειώθηκαν 3071 διακοπές ρεύματος σε διαφορετικές πολιτείες των ΗΠΑ εκείνο το έτος, επηρεάζοντας 41,8 εκατομμύρια ανθρώπους. Οι δέκα κορυφαίες πολιτείες στις ΗΠΑ με τον μεγαλύτερο αριθμό αναφερόμενων διακοπών ρεύματος το 2011 φαίνονται στο σχήμα 26.



Σχήμα 24 Αριθμός διακοπών ρεύματος σε διαφορετικά μέρη του κόσμου. (Laghari et al., 2013)



Σχήμα 25 Διάρκεια διακοπής ρεύματος σημειώθηκε σε διαφορετικά μέρη του κόσμου. (Laghari et al., 2013)



Σχήμα 26 Οι δέκα κορυφαίες πολιτείες των ΗΠΑ με τις περισσότερες αναφερόμενες διακοπές ρεύματος το 2011. (Laghari et al., 2013)

Μπορεί να παρατηρηθεί ότι πολλές ανεπτυγμένες πολιτείες στις ΗΠΑ, όπως η Ουάσιγκτον, το Νιου Τζέρσεϊ, το Μίσιγκαν, το Τέξας, η Νέα Υόρκη και η Καλιφόρνια, είχαν επίσης σημαντικό αριθμό διακοπών ρεύματος το 2011 (USA power blackout report; 2011).

Ο πιο συνηθισμένος παράγοντας που συμβάλλει στη διακοπή ρεύματος είναι το πρόβλημα αστάθειας της τάσης που προκύπτει από την υπερφόρτωση του συστήματος μετάδοσης (El-Sadek, 1998), το οποίο μπορεί να οδηγήσει σε μια αλληλουχία ή νησιδωτή εκδήλωση που οδηγεί σε διακοπή ρεύματος, όπως στις διακοπές λειτουργίας της Αιγύπτου και της Ινδίας. Σε τέτοιες συνθήκες, η ακριβής απόρριψη φορτίου είναι ζωτικής σημασίας για να αποφευχθεί η ολική κατάρρευση του συστήματος. Ωστόσο, η ακατάλληλη απώλεια φορτίου έχει οδηγήσει σε μεγάλο αριθμό διακοπών ρεύματος λόγω πλεονάσματος ή ανεπαρκούς αποβολής φορτίου. Αυτό έχει αμφισβητήσει την ικανότητα και την αξιοπιστία των υφιστάμενων συμβατικών τεχνικών αποβολής φορτίου. Επομένως, απαιτούνται εναλλακτικές τεχνικές για να ενισχυθεί η αξιοπιστία των σύγχρονων, πολύπλοκων και μεγάλων συστημάτων ισχύος.

Οι τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης έχουν προσελκύσει την προσοχή των ερευνητών λόγω της ευρωστίας και της ικανότητάς τους να αντιμετωπίζουν εύκολα πολύπλοκα συστήματα. Διάφοροι ερευνητές έχουν προτείνει τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης για την αντιμετώπιση προβλημάτων μείωσης φορτίου. Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζεται μια ανασκόπηση σχετικά με την ικανότητα αυτών των τεχνικών να προστατεύουν ένα σύστημα ισχύος από διακοπή ρεύματος.

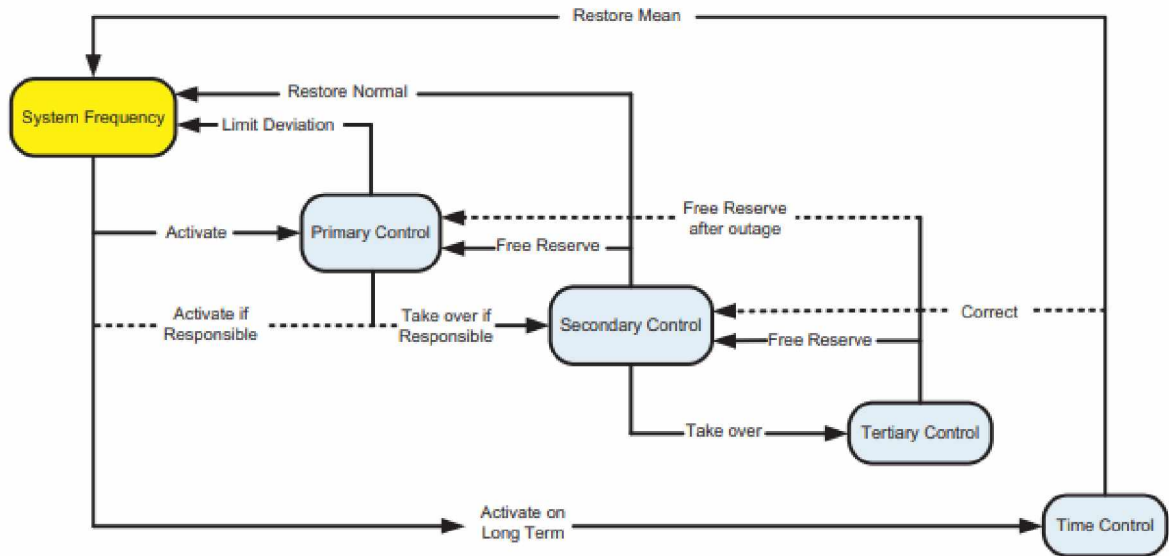


## 5.2. Έλεγχος συχνότητας σε ένα σύστημα ισχύος

Η σταθερή λειτουργία ενός συστήματος ισχύος απαιτεί τη συχνότητα και την τάση να είναι σταθερές. Στην πράξη, η συχνότητα σε ένα σύστημα ισχύος δεν είναι ποτέ σε ισορροπημένη κατάσταση, καθώς η ζήτηση φορτίου ποικίλλει συνεχώς. Σε ένα ηλεκτρικό σύστημα ισχύος, η παραγόμενη ισχύς πρέπει να διατηρείται σε σταθερή ισορροπία με την κατανάλωση ισχύος. Διαφορετικά, θα εμφανιστεί έλλειψη ισχύος. Η συχνότητα του συστήματος μειώνεται εάν το φορτίο υπερβαίνει την παραγωγή και αυξάνεται όταν η παραγωγή ενέργειας είναι μεγαλύτερη από τη ζήτηση φορτίου (Mahat et al., 2010). Η συχνότητα του συστήματος ισχύος είναι ευθέως ανάλογη με την ταχύτητα της γεννήτριας (Tang et al., 2013). Επομένως, ένας τρόπος ελέγχου της συχνότητας είναι η ρύθμιση της ταχύτητας της γεννήτριας. Η γεννήτρια είναι συνήθως εξοπλισμένη με ρυθμιστή για να ανιχνεύει και να παρακολουθεί συνεχώς την ταχύτητα. Ο έλεγχος της συχνότητας σε ένα απομονωμένο σύστημα ισχύος που διαθέτει μία μόνο γεννήτρια είναι πολύ ευκολότερος από αυτόν σε ένα διασυνδεδεμένο σύστημα ισχύος. Όταν το φορτίο αυξάνεται ξαφνικά σε ένα απομονωμένο σύστημα ισχύος που έχει μία μόνο γεννήτρια, η επιπλέον ενεργειακή ζήτηση αρχικά παρέχεται από την περιστροφική αδράνεια της γεννήτριας. Η ταχύτητα περιστροφής της γεννήτριας στη συνέχεια μειώνεται, γεγονός που οδηγεί σε αναλογική μείωση της συχνότητας του συστήματος. Ο διαχειριστής ανοίγει την πύλη του στροβίλου για να αυξήσει την ταχύτητα του στροβίλου. Η αύξηση της ταχύτητας του στροβίλου θα αυξήσει τη συχνότητα του συστήματος. Έτσι, η συχνότητα μπορεί να ανακτηθεί εντός αποδεκτού εύρους.

Για τον έλεγχο συχνότητας σε ένα διασυνδεδεμένο σύστημα ισχύος, οι εταιρείες παροχής ενέργειας χρησιμοποιούν έναν μηχανισμό ελέγχου για την ανάκτηση της συχνότητας κατά τη διάρκεια παροδικών βλαβών ή σοβαρών διακυμάνσεων φορτίου. Το Σχήμα 27 δείχνει τις διάφορες ενέργειες ελέγχου που απαιτούνται για την ανάκτηση της συχνότητας προκειμένου να αποφευχθεί η διακοπή ρεύματος (ENTSOE operation handbook).





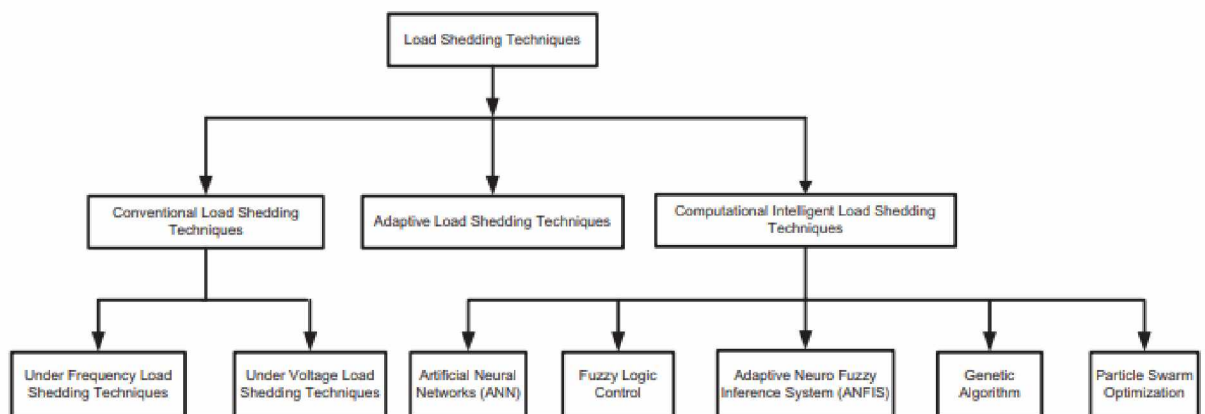
Σχήμα 27 Έλεγχος συχνότητας στο σύστημα ισχύος (Laghari et al., 2013)

Μπορεί να παρατηρηθεί από το Σχήμα 27 ότι σε περίπτωση απόκλισης ισχύος, η πρωτογενής δράση ελέγχου ενεργοποιείται για να αποκατασταθεί η ισορροπία μεταξύ της ζήτησης φορτίου και της παραγωγής. Το καθορισμένο σημείο για αυτήν την ενέργεια ελέγχου είναι 50 Hz. Οποιαδήποτε απόκλιση από αυτό το καθορισμένο σημείο θα προκαλέσει την απόκριση των κύριων ελεγκτών όλων των γεννητριών μέσα σε λίγα δευτερόλεπτα (<15 δευτερόλεπτα). Ο ελεγκτής αλλάζει την ισχύ εξόδου των γεννητριών μέχρι να αποκατασταθεί η ισορροπία μεταξύ της ισχύος και της ζήτησης φορτίου. Μετά από 15 δευτερόλεπτα, η υπόλοιπη συχνότητα και η απόκλιση ισχύος θα ελέγχονται με την ενεργοποίηση του δευτερεύοντος ελέγχου. Η λειτουργία του δευτερεύοντος ελέγχου είναι η επαναφορά της ισχύος και της συχνότητας στις ονομαστικές τους τιμές. Για να διατηρηθεί αυτό το ισοζύγιο, πρέπει να υπάρχει διαθέσιμη ικανότητα παραγωγής ως δευτερεύον αποθεματικό για την κάλυψη τυχόν διακοπών ή οποιονδήποτε διαταραχών που επηρεάζουν την παραγωγή, κατανάλωση και μετάδοση. Ο δευτερεύων έλεγχος λειτουργεί για περιόδους διάρκειας αρκετών λεπτών. Στο τέλος, η εναπομένουσα απόκλιση συχνότητας και ισχύος παρέχεται με την ενεργοποίηση των ενεργειών τριτογενούς ελέγχου. Απαιτείται αυτόματη ή χειροκίνητη αλλαγή στα σημεία εργασίας των γεννητριών ή των συμμετεχόντων φορτίων, προκειμένου να διασφαλιστεί η παροχή επαρκούς δευτερεύοντος αποθεματικού ελέγχου την κατάλληλη στιγμή. Η ισχύς που μπορεί να συνδεθεί αυτόματα ή χειροκίνητα υπό τριτογενή έλεγχο είναι γνωστή ως αποθεματικό τριτογενούς ελέγχου. Εάν η μέση συχνότητα του συστήματος στη σύγχρονη ζώνη αποκλίνει από την ονομαστική συχνότητα των 50 Hz, με αποτέλεσμα τη διαφορά μεταξύ σύγχρονου χρόνου και καθολικού συντονισμένου χρόνου.

Αυτή η μετατόπιση χρόνου χρησιμεύει ως δείκτης απόδοσης για τους κύριους, δευτεροβάθμιους και τριτοβάθμιους ελέγχους και δεν πρέπει να υπερβαίνει τα 30 δευτερόλεπτα. Σήμερα, τα δίκτυα συστημάτων ισχύος λειτουργούν ως επί το πλείστον πιο κοντά στα όρια σταθερότητάς τους ως συνέπεια της απορρύθμισης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και της αύξησης της κατανάλωσης ενέργειας. Υπό τέτοιες συνθήκες λειτουργίας, μια σοβαρή διαταραχή, όπως απώλεια μονάδων παραγωγής ή βλάβες κατά μήκος των γραμμών μεταφοράς, μπορεί να οδηγήσει σε κατακόρυφα γεγονότα. Έτσι, αυξάνεται ο κίνδυνος κατάρρευσης του συνολικού συστήματος ισχύος. Για την αντιμετώπιση τέτοιων ζητημάτων στα οποία η συχνότητα μειώνεται πολύ γρήγορα και πηγαίνει κάτω από τη συγκεκριμένη τιμή κατωφλίου, εφαρμόζεται μια τεχνική μείωσης φορτίου κάτω από τη συχνότητα για την ανάκτηση της συχνότητας του συστήματος και την αποφυγή πλήρους διακοπής ρεύματος (Tang et al., 2013).

### 5.3. Τεχνικές απόρριψης φορτίου και οι τύποι τους

Οι τεχνικές απόρριψης φορτίου χωρίζονται συνήθως σε τρεις κύριες κατηγορίες-συμβατικές, προσαρμοστικές και υπολογιστικές με βάση τη νοημοσύνη. Το Σχ. 27 απεικονίζει τους διαφορετικούς τύπους που εμπίπτουν σε κάθε κατηγορία:



Σχήμα 28 Τύποι τεχνικών απόρριψης φορτίου (Laghari et al., 2013)

#### 5.3.1. Συμβατικές τεχνικές μείωσης φορτίου

Οι συμβατικές τεχνικές απόρριψης φορτίου είναι δύο τύπων:

### **5.3.1.1. Τεχνικές απόρριψης φορτίου υπό συχνότητα (Under frequency load shedding - UFLS)**

Υπό συχνότητα η απόρριψη φορτίου εφαρμόζεται σε περίπτωση σοβαρής βλάβης, ταχύτερη μείωση της συχνότητας λόγω απώλειας γεννητριών. Σύμφωνα με τα πρότυπα του Ινστιτούτου Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών (Institute of Electrical and Electronics Engineers - IEEE), «κάτω από τη συχνότητα η αποβολή φορτίου πρέπει να γίνεται γρήγορα για να σταματήσει η μείωση της συχνότητας του συστήματος ισχύος μειώνοντας το φορτίο του συστήματος ισχύος ώστε να ταιριάζει με τη διαθέσιμη παραγωγική ικανότητα» (IEEE standard). Για το σκοπό αυτό, ορισμένες τιμές κατωφλίου συχνότητας ορίζονται για την έναρξη της μείωσης του φορτίου υπό συχνότητα. Η ελάχιστη αποδεκτή συχνότητα εξαρτάται από τον εξοπλισμό του συστήματος, όπως τον τύπο της γεννήτριας, τη βοηθητική της συσκευή και τον στρόβιλο (Delfino et al., 2001). Το ρελέ UFLS προετοιμάζεται για να αποβάλει ένα σταθερό ποσό φορτίου σε προκαθορισμένα βήματα όταν η συχνότητα πέσει κάτω από ένα ορισμένο προκαθορισμένο όριο, προκειμένου να αποφευχθεί η διακοπή ρεύματος (Tang et al., 2013). Το Ευρωπαϊκό Δίκτυο Διαχειριστών Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (European Network of Transmission System Operators for Electricity - ENTSOE) έχει συστήσει τα ακόλουθα βήματα για μείωση του φορτίου υπό συχνότητα (ENTSOE operation handbook):

- (1) Το πρώτο στάδιο της αυτόματης απόρριψης φορτίου θα πρέπει να ξεκινήσει στα 49 Hz.
- (2) Στα 49 Hz, τουλάχιστον 5% της συνολικής κατανάλωσης θα πρέπει να αποβληθεί
- (3) Ένα σταδιακό 50% του ονομαστικού φορτίου πρέπει να αποσυνδεθεί χρησιμοποιώντας ρελέ συχνοτήτων στο εύρος συχνοτήτων 49,0-48,0 Hz.
- (4) Σε κάθε στάδιο απόρριψης φορτίου, συνιστάται η αποσύνδεση το πολύ 10% του φορτίου.
- (5) Η μέγιστη καθυστέρηση αποσύνδεσης πρέπει να είναι 350 ms συμπεριλαμβανομένου του χρόνου λειτουργίας των διακοπών.

### **5.3.1.2. Συστάσεις για σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας**

Οι ακόλουθες συστάσεις είναι απαραίτητες για την ασφαλή λειτουργία των σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (ENTSOE operation handbook):

- (1) Στα 49,8 Hz, οι εγκαταστάσεις «γρήγορης εκκίνησης» πρέπει να συνδέονται με το

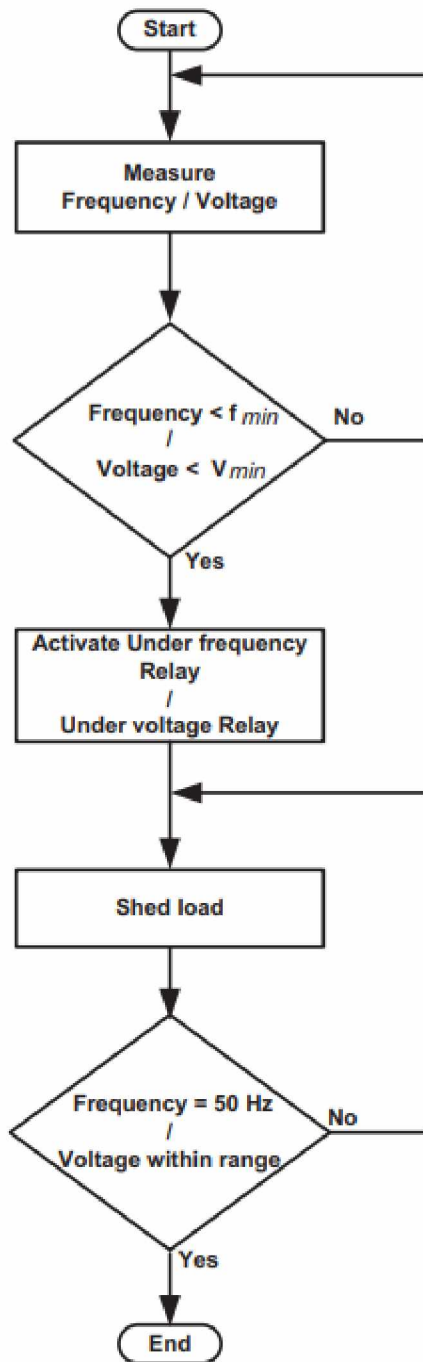
πλέγμα.

- (2) Για ένα σύστημα ισχύος που λειτουργεί εντός συχνότητας 50 Hz (60 Hz), η ελάχιστη επιτρεπόμενη συχνότητα λειτουργίας που συνήθως καθορίζεται από τον κατασκευαστή σύμφωνα με τον τύπο του στροβίλου είναι 47,5 Hz (57,5 Hz) [19–21]. Αυτό είναι απαραίτητο για την προστασία της γεννήτριας και του βοηθητικού της εξοπλισμού, επειδή οι βοηθητικές υπηρεσίες των σταθμών ηλεκτροπαραγωγής αρχίζουν να δυσλειτουργούν σε συχνότητα 47,5 Hz. η κατάσταση γίνεται κρίσιμη στα 44–46 Hz περίπου. Επιπλέον, η λειτουργία της γεννήτριας στα 47,5 Hz ή κάτω θα μπορούσε να προκαλέσει ζημιά στις λεπίδες του στροβίλου και να μειώσει τη διάρκεια ζωής της (IEEE guide.) Ως εκ τούτου, η απόρριψη φορτίου σε ένα σύστημα ισχύος βοηθά στην αποφυγή απώλειας γεννητριών, ζημιών εξοπλισμού και διακοπών λειτουργίας.

#### **5.3.1.3. Τεχνικές απόρριψης φορτίου υπό τάση (UVLS)**

Οι τεχνικές UVLS εφαρμόζονται για την προστασία του συστήματος ισχύος από την κατάρρευση τάσης. Μια ματιά σε σημαντικές διακοπές ρεύματος που έχουν συμβεί σε όλο τον κόσμο δείχνει ότι τα περισσότερα προκλήθηκαν από προβλήματα αστάθειας τάσης (El-Sadek, 1998). Η αστάθεια της τάσης συμβαίνει γενικά είτε λόγω της αναγκαστικής διακοπής της γεννήτριας είτε της γραμμής, είτε λόγω υπερφόρτωσης. Όταν συμβεί αυτό, η ζήτηση άεργης ισχύος στις γραμμές μεταφοράς ποικίλλει σημαντικά και μπορεί να προκαλέσει διακοπή λειτουργίας εάν δεν ανακτηθεί γρήγορα. Η τεχνική UVLS εφαρμόζεται από τις επιχειρήσεις κοινής ωφελείας για να αποτρέψει την αστάθεια της τάσης και να επαναφέρει την τάση στην ονομαστική της τιμή (Amraee et al., 2006).

Το διάγραμμα ροής για τεχνικές μείωσης φορτίου υπό συχνότητα και υπό τάση φαίνεται στο Σχ. 19 (Zin et al., 2004; Mohd Zin et al., 2004].



Σχήμα 29 Διάγραμμα ροής συμβατικών τεχνικών αποβολής φορτίου. (Laghari et al., 2013)

#### 5.3.1.4. Περιορισμός συμβατικών τεχνικών αποβολής φορτίου

Οι συμβατικές τεχνικές απόρριψης φορτίου περιορίζονται από την αδυναμία τους να παρέχουν τη βέλτιστη απόρριψη φορτίου. Ακολουθούν απλώς έναν προκαθορισμένο κανόνα στον οποίο ένα σταθερό ποσό φορτίου αποβάλλεται όταν η συχνότητα αποκλίνει από την ονομαστική τιμή. Το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι δεν υπολογίζει το πραγματικό ποσό της ανισορροπίας ισχύος. Το αποτέλεσμα είναι είτε υπερβολική

απόρριψη, η οποία επηρεάζει την ποιότητα της ενέργειας, είτε υπολειπόμενη, η οποία οδηγεί σε διακοπή της παροχής ηλεκτρικής ενέργειας (Tang et al., 2013).

### 5.3.2. Προσαρμοστικές τεχνικές μείωσης φορτίου

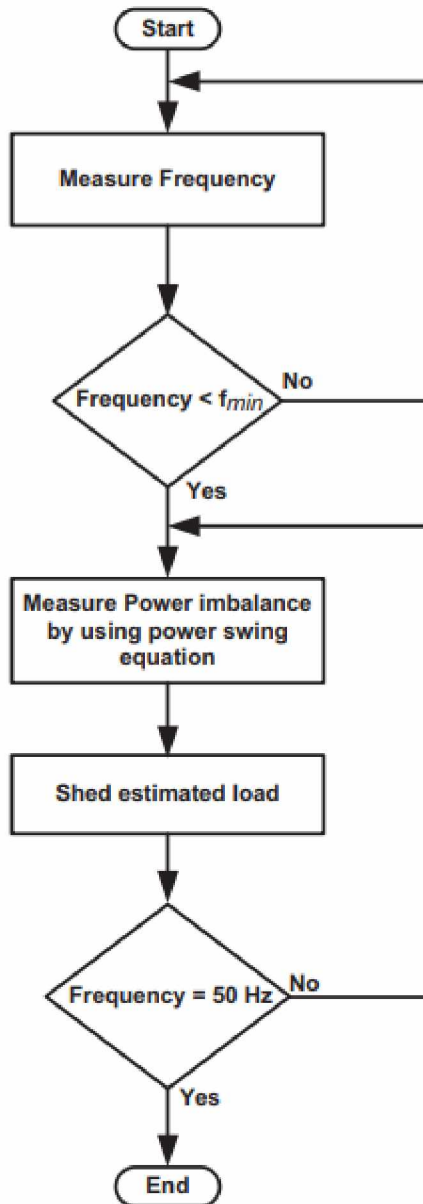
Οι προσαρμοστικές τεχνικές αποβολής φορτίου χρησιμοποιούν μια εξίσωση ταλάντευσης ισχύος για να αποβάλλουν την απαιτούμενη ποσότητα φορτίου. Η ανισορροπία ισχύος στο σύστημα μπορεί να επιτευχθεί χρησιμοποιώντας αυτήν την εξίσωση (Saadat, 1999):

$$\Delta P = \frac{2H}{f} \times \frac{\partial f}{\partial t} \quad (1)$$

όπου  $\Delta P$  είναι η ανισορροπία ισχύος,  $H$  είναι σταθερά αδράνειας της γεννήτριας,  $f$  είναι η ονομαστική συχνότητα (Hz) και  $df/dt$  είναι ο ρυθμός μεταβολής της συχνότητας (Hz/s).

Αυτή η εξίσωση μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα απομονωμένο σύστημα ισχύος που έχει μόνο μία γεννήτρια, καθώς και σε ένα διασυνδεδεμένο σύστημα ισχύος. Κάθε φορά που το σύστημα υφίσταται διαταραχή (βλάβη ή νησίωση), υπάρχει διακύμανση στη συχνότητα καθώς και το ποσοστό αλλαγής συχνότητας (rate of change of frequency - ROCOF). Βάζοντας αυτές τις τιμές στην εξίσωση. (1), μπορεί να εκτιμηθεί η ανισορροπία ισχύος. Μετά την εκτίμηση της ανισορροπίας ισχύος, η απαιτούμενη ποσότητα φορτίου αποβάλλεται προκειμένου να σταθεροποιηθεί η συχνότητα. Το πιο συνηθισμένο παράδειγμα προσαρμοστικής απόρριψης φορτίου είναι το ρελέ ROCOF. Η απόδοση των προσαρμοστικών τεχνικών αποβολής φορτίου μπορεί να βελτιωθεί χρησιμοποιώντας τόσο αποκλίσεις συχνότητας όσο και τάσης. Μια τέτοια τεχνική προτείνεται στο (Tang et al., 2013), το οποίο δείχνει ότι η προτεινόμενη τεχνική μπορεί να ενισχύσει την αξιοπιστία όσον αφορά τη σταθερότητα συχνότητας και τη σταθερότητα τάσης, επιδεικνύοντας καλή παροδική συμπεριφορά όταν αντιμετωπίζουμε σοβαρές διαταραχές. Το διάγραμμα ροής για προσαρμοστικές τεχνικές αποβολής φορτίου φαίνεται στο Σχ. 30 (Zin et al., 2004; Mohd et al., 2004)





Σχήμα 30 Διάγραμμα ροής προσαρμοστικών τεχνικών αποβολής φορτίου (Laghari et al., 2013)

Οι προσαρμοστικές τεχνικές αποβολής φορτίου ενισχύουν την αξιοπιστία της συμβατικής αποβολής φορτίου. Ωστόσο, αυτές οι τεχνικές υποφέρουν επίσης από μη βέλτιστη απώλεια φορτίου λόγω διακυμάνσεων στη συμπεριφορά  $df/dt$ . Η τιμή  $df/dt$  βρέθηκε ότι εξαρτάται από τις λειτουργικές ικανότητες ενός συστήματος ισχύος (βασική χωρητικότητα φορτίου, μέγιστη χωρητικότητα φορτίου). Οι τιμές του  $df/dt$  είναι διαφορετικές για παρόμοιες ποσότητες διακύμανσης φορτίου στη βάση και την μέγιστη χωρητικότητα. Αυτή η διακύμανση στη συμπεριφορά  $df/dt$  έχει ως αποτέλεσμα την μη βέλτιστη εκτίμηση της ανισορροπίας ισχύος και επηρεάζει την απόδοση προσαρμοστικών τεχνικών αποβολής φορτίου.

### 5.3.3. Τεχνικές απομάκρυνσης φορτίου βασισμένες σε υπολογιστική νοημοσύνη

Ο όρος «τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης» αναφέρεται γενικά σε ένα σύνολο τεχνικών που εφαρμόζονται για να μιμηθούν την ανθρώπινη νοημοσύνη. Αυτές οι τεχνικές περιλαμβάνουν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks - ANN), προσαρμοστικό σύστημα νευρο-ασαφών συμπερασμάτων (adaptive neuro-fuzzy inference system - ANFIS), έλεγχο ασαφούς λογικής (fuzzy logic control - FLC), γενετικούς αλγόριθμους (genetic algorithms - GA) και βελτιστοποιήσεις σμήνους σωματιδίων (particle swarm optimizations - PSO). Αυτές οι τεχνικές μπορούν εύκολα να επιλύσουν εκείνα τα μη γραμμικά, πολλαπλών αντικειμενικών προβλημάτων στα συστήματα ισχύος που δεν μπορούν να επιλυθούν με τις συμβατικές μεθόδους με την επιθυμητή ταχύτητα και ακρίβεια (Haidar et al., 2008, 2010).

Λόγω της πολύπλοκης δομής του σύγχρονου συστήματος ισχύος και του μεγάλου μεγέθους του, οι παραδοσιακές τεχνικές μείωσης φορτίου ενδέχεται να μην λειτουργούν αποτελεσματικά σε μια έκτακτη ανάγκη. Μια συμβατική τεχνική UFLS μπορεί να ρίξει περιττά και επιπλέον φορτία επειδή αποσυνδέει το φορτίο σε σταθερά βήματα χωρίς να μετρήσει πραγματικά την ανισορροπία ισχύος (Hooshmand, et al., 2012). Η ανεπαρκής απόρριψη φορτίου προκαλεί σημαντική διακύμανση της συχνότητας, η οποία μπορεί στη συνέχεια να οδηγήσει σε διακοπή λειτουργίας, ενώ η αποσύνδεση περισσότερου φορτίου από το απαιτούμενο θα οδηγήσει σε υπερβολική διακοπή ρεύματος (Hsu et al., 2011; Cheng-Ting et al., 2008; Croce et al., 2001). Επιπλέον, η βέλτιστη τεχνική μείωσης φορτίου είναι ένα πρόβλημα μη γραμμικής βελτιστοποίησης που αντιμετωπίζει πολλούς περιορισμούς. Οι συμβατικές τεχνικές βελτιστοποίησης έχουν αποδειχθεί ότι είναι ανεπαρκείς κατά την αντιμετώπιση σύνθετων μη γραμμικών προβλημάτων (Lopes, 1999). Έτσι, μια αποτελεσματική τεχνική αποβολής φορτίου είναι ζωτικής σημασίας για τη μείωση του βέλτιστου φορτίου και τη διατήρηση της σταθερότητας του συστήματος ισχύος.

Πριν από την πραγματική εφαρμογή σε ένα πραγματικό σύστημα ισχύος, αυτές οι τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης περνούν από μια σειρά προσομοιώσεων για να καθορίσουν τη βέλτιστη απώλεια φορτίου για διάφορες απρόβλεπτες καταστάσεις, όπως σφάλματα, διακοπές γραμμών, προβλήματα αστάθειας τάσης, διάσπαση του συστήματος ισχύος σε διαφορετικά συμπλέγματα και ζητήματα σταθερότητας συχνότητας. Μετά την επιτυχή εκπαίδευση και δοκιμή ή βελτιστοποίηση των τεχνικών για αυτά τα σενάρια, εφαρμόζονται σε συνθήκες πραγματικού χρόνου. Εάν το ηλεκτρικό σύστημα υποφέρει από οποιοδήποτε



από τα παραπάνω προβλήματα, αυτές οι τεχνικές μπορούν να παρέχουν τη βέλτιστη μείωση του φορτίου για αυτήν την περίπτωση, καθώς η βέλτιστη λύση για αυτήν την περίπτωση έχει ήδη καθοριστεί.

Τα πλεονεκτήματα των τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης έναντι των συμβατικών τεχνικών συνοψίζονται στον Πίνακα 3.

*Πίνακας 3 Σύγκριση χαρακτηριστικών συμβατικών και υπολογιστικών τεχνικών νοημοσύνης (Laghari et al., 2013)*

A/a	Χαρακτηριστικό	Συμβατικές τεχνικές	Τεχνικές Υπολογιστικής Νοημοσύνης
1	Βέλτιστη απόρριψη φορτίου	Δεν παρέχεται βέλτιστη μείωση του φορτίου	Υπάρχει δυνατότητα παροχής βέλτιστης μείωσης του φορτίου
2	Σύνθετο σύστημα ισχύος	Δεν είναι δυνατή η αποτελεσματική αντιμετώπιση σύγχρονων και πολύπλοκων συστημάτων ισχύος	Μπορεί να αντιμετωπίσει αποτελεσματικά σύγχρονα και πολύπλοκα συστήματα ισχύος

#### **5.4. Εφαρμογές τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης (computational intelligence techniques - CIT) για μείωση του φορτίου σε συστήματα ισχύος**

Από τα τέλη της δεκαετίας του 1980, η έλξη της χρήσης τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης σε συστήματα ισχύος έχει αυξηθεί. Το CIT έχει εφαρμοστεί ευρέως σε εφαρμογές συστημάτων ισχύος. Η εφαρμογή κάθε τεχνικής CIT για μείωση του φορτίου σε ένα σύστημα ισχύος, αναλύεται παρακάτω:

##### **5.4.1. Εφαρμογή τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN) στην αποβολή φορτίου**

Το ANN είναι ένα μαθηματικό μοντέλο βασισμένο σε ανθρώπινα νευρικά συστήματα. Έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως σε προβλήματα συστήματος ισχύος. Η εφαρμογή ANN στα συστήματα ισχύος περιλαμβάνει σταθερότητα τάσης (Jeyasurya, 2000) ασφάλεια συστήματος (Aggoune et al., 1989, 1991) δυναμική σταθερότητα (Mori, 1991), σταθερότητα σταθερής κατάστασης (Sobajic & Pao, 1989; Chao-Rong & Yuan, 1991, 1996),

παροδική σταθερότητα (Aboytes et al., 1996; Edwards et al., 1996), πρόβλεψη φορτίου (Park et al., 1991), αρμονική παρακολούθηση (Hartana & Richards, 1990) και προστασία γραμμών μεταφοράς (Dash et al., 2001; Ebron et al., 1990).

Διάφοροι ερευνητές έχουν εφαρμόσει το ANN για την αποβολή φορτίου σε ένα σύστημα ισχύος. Οι Hsu et al. έχουν προτείνει μια τεχνική απόρριψης φορτίου βασισμένη σε ANN για συστήματα συμπαραγωγής. Η διαδικασία εκπαίδευσης ANN οργανώθηκε λαμβάνοντας υπόψη τρεις εισροές - συνολική παραγωγή, συνολική ζήτηση φορτίου και ρυθμό αποσύνθεσης συχνότητας - και μία έξοδο - ελάχιστο ποσό απώλειας φορτίου. Η τεχνική επαληθεύτηκε και συγκρίθηκε με τη συμβατική τεχνική. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προτεινόμενη τεχνική πραγματοποίησε μείωση του φορτίου πιο γρήγορα σε σύγκριση με τη συμβατική τεχνική (Hsu et al., 2011). Άλλες εφαρμογές του ANN για την παροχή γρήγορης και βέλτιστης απόρριψης φορτίου σε ένα απομονωμένο σύστημα ισχύος παρουσιάζονται από τους Hooshmand & Moazzami και Moazzami & Khodabakhshian. Η τεχνική επαληθεύτηκε σε ένα σύστημα ισχύος 39 λεωφορείων της Νέας Αγγλίας. Το σύστημα δοκιμών αποτελείται από 39 λεωφορεία με 10 γεννήτριες που τροφοδοτούν 19 φορτωμένα φορτία. Το αποτέλεσμα της προσομοίωσης δείχνει ότι η προτεινόμενη τεχνική παρέχει τη βέλτιστη αποβολή φορτίου. Ως εκ τούτου, η σταθερότητα του συστήματος ισχύος ενισχύεται (Hooshmand & Moazzami, 2012; Moazzami & Khodabakhshian, 2010).

Οι Kottick και Or χρησιμοποίησαν δύο μοντέλα νευρωνικών δικτύων για να λύσουν την αναγκαστική διακοπή βλάβης μονάδας παραγωγής σε ένα απομονωμένο σύστημα ισχύος. Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο καθόρισε την ελάχιστη συχνότητα κατά τη διάρκεια της αναγκαστικής διακοπής λειτουργίας μιας μονάδας παραγωγής και το δεύτερο νευρωνικό δίκτυο προέβλεψε πόσα στάδια απόρριψης φορτίου θα απαιτηθούν για το ενδεχόμενο. (Kottick & Or, 1996)

Οι Hsu et al. (2005) πρότειναν μια τεχνική απομάκρυνσης φορτίου βασισμένη σε ANN για να ενισχύσει την αξιοπιστία του συστήματος σύνδεσης της Ταϊβάν. Η Ταϊβάν υπέστη σοβαρό μπλακ άουτ το 1999 λόγω πτώσης της γραμμής μεταξύ των νότιων και βορειοκεντρικών περιοχών. Αυτή η διακοπή ρεύματος επηρέασε το 82,5% των καταναλωτών της Ταϊβάν (Lee & Hsieh, 2002; Wong et al., 2007; Chien-Hsing & Shih-Chieh, 2001). Το σύστημα tiepower της Ταϊβάν χρησιμοποιεί αυτήν την περίοδο μια τεχνική μείωσης φορτίου 15 σταδίων. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης καταδεικνύουν ότι η προτεινόμενη τεχνική παρέχει την ακριβή ποσότητα αποβολής φορτίου. Λόγω αυτών των πλεονεκτημάτων, το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές σε

πραγματικό χρόνο (Hsu et al., 2005). Η εφαρμογή ANN για την ανακούφιση των υπερφορτωμένων γραμμών πριν από τον διαχωρισμό του συστήματος ισχύος παρουσιάζεται από τους Novosel & King (1994) και επαληθεύεται στο σύστημα 30-bus IEEE. Οι Purnomo et al. (2002) έχουν παρουσιάσει την τεχνική μείωσης φορτίου που βασίζεται στο ANN για την πρόβλεψη δραστικών πτώσεων συχνότητας στο σύστημα ισχύος.

Οι Mitchell et al. (2000) παρουσίασαν μια στρατηγική βασισμένη στο ANN για γρήγορη και βέλτιστη πρόβλεψη της δυναμικής απόκρισης ενός συστήματος ισχύος. Μια αποτελεσματική υπολογιστική τεχνική βασισμένη στο ANN για την πρόβλεψη της κατάλληλης στρατηγικής για τον καθορισμό ενός ρελέ UFLS παρουσιάζουν οι Thalassinakis, Dialynas & Agoris (2006). Οι Javadian et al. (2013) πρότειναν μια τεχνική που βασίζεται σε ANN για σοβαρά σφάλματα απρόβλεπτα που συνέβησαν στο δίκτυο διανομής που βασίζεται στο DG-based distribution network. Η προτεινόμενη τεχνική πραγματοποιεί αποβολή φορτίου χωρίζοντας το δίκτυο διανομής σε πολλές ζώνες, η καθεμία ικανή να λειτουργήσει σε κατάσταση νησιώσεως (Javadian et al., 2013).

#### ***5.4.1.1. Περιορισμοί του ANN σε εφαρμογές μείωσης φορτίου***

Παρά τα πλεονεκτήματα που έχει το ANN έναντι των συμβατικών τεχνικών, έχει αρκετούς περιορισμούς που ενδέχεται να περιορίσουν την εφαρμογή του σε εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο. Η έρευνα έχει αποδείξει ότι το ANN μπορεί να παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα μόνο για γνωστές (εκπαιδευμένες) περιπτώσεις. Το ANN αποτυγχάνει να προβλέψει ακριβή αποτελέσματα για άγνωστες (μη εκπαιδευμένες) ή διαφορετικές περιπτώσεις (Tso et al., 1997). Αυτό σημαίνει ότι το ANN δεν θα παράσχει ακριβή αποτελέσματα σχετικά με περιπτώσεις που δεν περιλαμβάνονται στην εκπαίδευση ANN. Μια μελέτη που ασχολήθηκε με αυτό το ζήτημα πραγματοποιήθηκε με δοκιμή ANN χρησιμοποιώντας δύο διαμορφώσεις. Στην πρώτη διαμόρφωση, το επίπεδο εξόδου ANN είχε έναν νευρώνα, ενώ στη δεύτερη διαμόρφωση, είχε έξι νευρώνες. Κάθε ANN δοκιμάστηκε σε 22 αόρατες περιπτώσεις για να προβλεφθεί η ποσότητα αποβολής φορτίου. Με την πρώτη διαμόρφωση ANN, μόνο 10 αόρατες περιπτώσεις αξιολογήθηκαν σωστά. Ωστόσο, με τη δεύτερη διαμόρφωση ANN, το ANN αξιολόγησε σωστά 11 περιπτώσεις, 6 παραμένουν χωρίς απόφαση και 5 λάθος. Αυτό δείχνει ότι η απόδοση του ANN που περιλαμβάνει άγνωστες περιπτώσεις είναι κακή και δεν παρέχει ακριβείς τιμές εξόδου. Ένας λόγος για αυτήν την έκβαση μπορεί να είναι ότι τα δεδομένα κατάρτισης είχαν σχετικά λίγα

μοτίβα που συνδέονταν στενά με άγνωστες περιπτώσεις. Καταλήχθηκε επίσης στο συμπέρασμα ότι το ANN αποδεικνύεται ότι είναι ένας πολύ καλός παρεμβολέας. Αυτή η απρόβλεπτη συμπεριφορά του ANN θέτει υπό αμφισβήτηση την αξιοπιστία του (Tso et al., 1997). Ένα παρόμοιο συμπέρασμα - ότι το ANN δεν παρέχει ακριβή αποτελέσματα σε διαφορετικές καταστάσεις δικτύου - εξήχθη από τους Hobson και Allen (1994).

#### **5.4.2. Εφαρμογή ελέγχου ασαφούς λογικής (Fuzzy logic control - FLC) στην αποβολή φορτίου**

Το FLC είναι ένα μαθηματικό εργαλείο κατάλληλο για τη μοντελοποίηση ενός συστήματος το οποίο είναι πολύ περίπλοκο και δεν ορίζεται καλά από μαθηματική διατύπωση. Το FLC έχει εφαρμοστεί ευρέως σε σχεδόν κάθε μέρος ενός συστήματος ισχύος. Η κάλυψη της λεπτομερούς εφαρμογής του FLC σε συστήματα ισχύος είναι πέρα από το πεδίο της παρούσας εργασίας. Μερικές από αυτές τις εφαρμογές περιλαμβάνουν έλεγχο συχνότητας φόρτωσης [Cam, 2007; Cam & Kocaarslan, 2005), εφαρμογή ενοποιημένου ελεγκτή ροής ισχύος (unified power flow controller - UPFC) (Mishra et al., 200; Venkatesh et al., 2004), εφαρμογή εύκαμπτου συστήματος μεταφοράς AC (flexible AC transmission system - FACTS) (Dash et al., 2000, 2004) και έλεγχο έργου ισχύος/τάσης (Zhang & Liu, 2008; Khazali et al., 2011).

Διάφοροι ερευνητές έχουν εφαρμόσει ασαφή λογικό έλεγχο για εφαρμογή μείωσης φορτίου. Ένας ασαφής ελεγκτής έχει χρησιμοποιηθεί για έξυπνη αποβολή φορτίου για να παρέχει έλεγχο ευπάθειας σε ένα δίκτυο τροφοδοσίας συνδεδεμένο στο δίκτυο (Haidar et al., 2010). Η απόδοση του FLC στο σύστημα δοκιμής IEEE 300-bus δείχνει ότι επιτρέπει την ακριβή αποβολή φορτίου κατά τη διάρκεια έκτακτων αναγκών. Η εφαρμογή ασαφούς λογικής για την αποφυγή της κατάρρευσης τάσης με απόρριψη διαύλων ασθενούς φορτίου παρουσιάζεται από τους Sasikala & Ramaswamy (2011). Η τεχνική δοκιμάστηκε στο σύστημα 6 διαύλων Ward-Hale και στα συστήματα IEEE 14, 30 και 57 διαύλου. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης δείχνουν ότι η προτεινόμενη τεχνική μπορεί να εφαρμοστεί με επιτυχία σε ένα σύστημα οποιουδήποτε μεγέθους.

Οι Sallam και Khafaga (2002) εφαρμόσαν τον ασαφή λογικό έλεγχο για την απόρριψη φορτίου για να επιτευχθεί σταθερότητα τάσης σε ένα σύστημα 14 διαύλων IEEE. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι η μείωση του φορτίου με τον ασαφή λογικό ελεγκτή σταθεροποίησε με επιτυχία το σύστημα και επέστρεψε την τάση σε μια ονομαστική τιμή. Μια άλλη εφαρμογή του FLC για αποβολή φορτίου είναι συγκεκριμένα η διακοπή της

αστάθειας δυναμικής τάσης όπως παρουσιάζεται από τους Tso et al., (1997). Σε ένα σύμπλεγμα διανομής, η συχνότητα του συστήματος ισχύος είναι πολύ ευαίσθητη στις μεταβολές φορτίου και μπορεί να προκαλέσει διακοπές ή υπερφόρτωση της γεννήτριας εάν δεν αποκατασταθεί γρήγορα και σωστά. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος, αναπτύχθηκε μια νέα τεχνική UFLS βασισμένη σε ασαφής λογική για νησιωτική λειτουργία και παρουσιάζεται από τους Mohkhlis & Laghari (2012). Η προτεινόμενη τεχνική διατυπώθηκε με βάση τη συχνότητα ( $f$ ), το ρυθμό αλλαγής της συχνότητας ( $df/dt$ ) και την ιεράρχηση των προτεραιοτήτων φορτίου. Η τεχνική δοκιμάστηκε σε πολλά γεγονότα πτώσης και υπερφόρτωσης γεννήτριας. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης δείχνουν ότι μια ασαφής τεχνική παρέχει τη βέλτιστη μείωση του φορτίου και επαναφέρει επιτυχώς τη συχνότητα σε μια ονομαστική τιμή (Mohkhlis & Laghari, 2012).

#### **5.4.3. Εφαρμογή προσαρμοστικού συστήματος νευρο-ασαφούς συμπεράσματος (Adaptive neuro-fuzzy inference system - ANFIS) στην αποβολή φορτίου**

Η μέθοδος ANFIS βασίζεται στο συνδυασμό τεχνητών νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικού ελέγχου. Το ANFIS συνδυάζει τις μαθησιακές ικανότητες του ANN με την ασαφή ερμηνεία του συστήματος FLC (Onat & Ersoz, 2011; ZareNezhad & Aminian, 2012). Η έρευνα σε μεθόδους ANFIS για εφαρμογή σε πολλά προβλήματα συστήματος ισχύος έχει αυξηθεί σημαντικά. Μερικές εφαρμογές περιλαμβάνουν απρόβλεπτη τάση (Chaturvedi et al., 2009), απρόβλεπτη ισχύ (Chauhan, 2005), δυναμική αξιολόγηση ασφάλειας Bikas et al., 2009), βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου (Khotanzad et al., 2002), σταθεροποιητή συστήματος ισχύος (Ruhua et al., 2003; Abido & Abdel-Magid, 1998), σφάλματα γραμμών μεταφοράς (Reddy & Mohanta, 2008) και ισχύ ποιότητα (Chiung-Chou & Hong-Tzer, 2009).

Το ANFIS έχει επίσης εφαρμοστεί για εφαρμογή μείωσης φορτίου σε ένα σύστημα ισχύος. Μια εφαρμογή του ANFIS για έξυπνη αποβολή φορτίου για τον προσδιορισμό της ποσότητας απορρίψεων φορτίου παρουσιάζεται από τους Haidar et al., (2010). Η τεχνική επικυρώθηκε στο σύστημα δοκιμής IEEE 300-bus. Τα αποτελέσματα των δοκιμών δείχνουν ότι η τεχνική ANFIS παρέχει ακριβή ποσότητα αποβολής φορτίου και έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο. Μια παρόμοια εφαρμογή του ANFIS εφαρμόστηκε στο σύστημα δοκιμής 87 λεωφορείων της Μαλαισίας για τον έλεγχο ευπάθειας (Haidar et al., 2010). Οι Bikas et al. (2011) εφάρμοσαν νευρο-ασαφή τεχνική δέντρου αποφάσεων σε ένα σύστημα ισχύος για εφαρμογή αποβολής φορτίου. Έλαβαν

υπόψη δύο μελέτες περιπτώσεων. Η πρώτη μελέτη περίπτωσης ασχολείται με τη λειτουργία του συστήματος ισχύος υπό συνθήκες πίεσης, που περιλαμβάνει τεχνική μείωσης φορτίου για την αποφυγή κατάρρευσης της τάσης του συστήματος. Η δεύτερη περίπτωση αφορά την ενσωμάτωση της αιολικής ενέργειας στο υπάρχον σύστημα ισχύος (Bikas et al., 2011).

#### **5.4.4. Εφαρμογή γενετικού αλγορίθμου (Genetic algorithm - GA) στην αποβολή φορτίου**

Οι γενετικοί αλγόριθμοι (GA) είναι η παγκόσμια τεχνική βελτιστοποίησης για την επίλυση μη γραμμικών, πολλαπλών στόχων προβλημάτων που εισήγαγε ο John Henry Holland στο Πανεπιστήμιο του Μίσιγκαν το 1975 (Holland, 1975). Η εφαρμογή GA στο σύστημα ισχύος περιλαμβάνει τη βέλτιστη αντιδραστική ισχύ (Sanaye-Pasand & Davarpanah, 2005) και τον συντονισμό ρελέ υπερβολικού ρεύματος (Cheng-Hung & Chao-Rong, 2007).

Το GA έχει επίσης κάποια εφαρμογή σε προβλήματα μείωσης φορτίου. Οι Sanaye-Pasand και Davarpanah (2005) εφάρμοσαν έναν γενετικό αλγόριθμο για εφαρμογές μείωσης φορτίου σε συστήματα ισχύος. Η βάση δεδομένων για προβλήματα απόρριψης φορτίου ελήφθη από μια μελέτη ροής ισχύος και εφαρμόστηκε με επιτυχία στο σύστημα IEEE 30-bus. Μια άλλη τεχνική απόρριψης φορτίου με βάση το GA που λαμβάνει υπόψη την απόρριψη φορτίου από κάθε δίαυλο προτείνεται από τους Rad & Abedi (2008). Οι τεχνικές GA και PSO χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση περιπτώσεων διακοπής και διακοπής λειτουργίας γεννήτριας και επικυρώθηκαν στο σύστημα IEEE 30 διαύλων. Οι απαντήσεις των GA και PSO σε όλες τις μελέτες περιπτώσεων συγκρίθηκαν. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι από την άποψη του χρόνου υπολογισμού, το PSO είναι ταχύτερο από το GA, το ελάχιστο ποσό φορτίου απορρίπτεται από το GA (Rad & Abedi, 2008).

Η εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων για την ελαχιστοποίηση της ποσότητας αποβολής φορτίου προτείνεται από τους Chao- Rong et al. (2011) για ένα άπειρο δίαυλο μιας μηχανής. Η τεχνική δοκιμάστηκε προσομοιώνοντας τη ζήτηση φορτίου 12 μηνών για μια βέλτιστη ρύθμιση UFLS και τα αποτελέσματα σε σύγκριση με μια συμβατική τεχνική. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι η τεχνική που βασίζεται στο GA είναι εφικτή και αποτελεσματική στην παροχή βέλτιστης απώλειας φορτίου (Chao- Rong et al., 2011). Οι Luan et al. (2002) συζήτησαν μια μέθοδο που βασίζεται στην GA για τον προσδιορισμό της αποκατάστασης της παροχής και της βέλτιστης στρατηγικής μείωσης φορτίου για τα δίκτυα διανομής.

Μια προσπάθεια προσδιορισμού της ρύθμισης του ρελέ UFLS για ένα απομονωμένο

σύστημα ισχύος και ένα μικρό δίκτυο με γενετικό αλγόριθμο πραγματοποιείται από τους Ying-Yi & Po-Hsuang (2012) και Hong et al., (2013), αντίστοιχα. Το GA χρησιμοποιήθηκε για τον προσδιορισμό της ελάχιστης απόρριψης φορτίου σε κάθε στάδιο για το ρελέ κάτω από τη συχνότητα. Η προτεινόμενη μέθοδος επικυρώθηκε σε ένα απομονωμένο σύστημα ισχύος που περιλαμβάνει γεννήτριες αιολικής και ντίζελ (Ying-Yi & Po-Hsuang, 2012), και σε ένα σύστημα δοκιμής μικροδικτύου που διαθέτει αεριοστρόβιλο, ανεμογεννήτρια και σύστημα ηλιακής ενέργειας (Hong et al., 2013). Οι Lopes et al. (1999) πρότειναν μια μέθοδο βασισμένη στο GA για τον προσδιορισμό της βέλτιστης τεχνικής αποβολής φορτίου για ενδεχόμενα. Η προτεινόμενη τεχνική έχει αποδειχθεί εφικτή και αποτελεσματική. Μια άλλη εφαρμογή της GA για την αξιολόγηση της ασφάλειας ενός συστήματος ισχύος όταν υποβάλλεται σε απώλεια εξαρτημάτων K παρουσιάζεται από τους Arroyo & Fernandez (2013). Η GA αντιμετώπισε αυτό το πρόβλημα ως πρόγραμμα δύο επιπέδων στο οποίο η βελτιστοποίηση ανώτερου επιπέδου εντόπισε ένα σύνολο εξαρτημάτων εκτός λειτουργίας στο σύστημα ισχύος, ενώ η βελτιστοποίηση χαμηλότερου επιπέδου διαμόρφωσε την αντίδραση του χειριστή του συστήματος κατά τη διάρκεια αυτών των διακοπών. Τα αποτελέσματα δείχνουν την αποτελεσματική απόδοση του GA όσον αφορά την ποιότητα της λύσης.

#### **5.4.4.1. Περιορισμός γενετικών αλγορίθμων**

Το κύριο μειονέκτημα των γενετικών αλγορίθμων που περιορίζει την εφαρμογή του σε εφαρμογή σε πραγματικό χρόνο είναι η αργή του απόκριση. Έχει παρατηρηθεί ότι ο χρόνος υπολογισμού των GA για τον προσδιορισμό της ποσότητας του φορτίου που απορρίπτεται είναι πολύ μεγάλος. Αυτή η σχετική βραδύτητα περιορίζει τη χρήση τους για διαδικτυακή εφαρμογή (Al-Hasawi & El Naggat, 2002).

#### **5.4.5. Εφαρμογή βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (Particle swarm optimization - PSO) σε απώλεια φορτίου**

Ο Κένεντι και ο Έμπερχαρτ εισήγαγαν την τεχνική PSO το 1995, εμπνευσμένη από την κοινωνική συμπεριφορά οργανισμών όπως τα σμήνη πουλιών και η εκπαίδευση ψαριών (Kennedy & Eberhart, 1995). Το PSO έχει αποδειχθεί ως μια ισχυρή και γρήγορη τεχνική στην επίλυση μη γραμμικών, πολλαπλών στόχων προβλημάτων. Η τεχνική PSO έχει υιοθετηθεί ευρέως σε εφαρμογές μηχανικής ισχύος. Οι περισσότερες εφαρμογές του αντιμετωπίζουν προβλήματα οικονομικής αποστολής φορτίου (ELD), όπως αυτά που

αφορούν το φαινόμενο βαλβίδας (Yuan et al, 2009; Ke et al.,2010; Chakraborty et al.,2011), τη λειτουργία μη ομαλού κόστους [Lu et al.,2010; Safari & Shayeghi, 2011), περιορισμούς γεννήτριας (Shayeghi, 2011), δέσμευση μονάδας (Jacob Raglend et al., 2010), ο ενοποιημένος ελεγκτής ροής ισχύος (UPFC) για την απόσβεση της ταλάντωσης του συστήματος ισχύος (Shayeghi et al., 2009) και τον έλεγχο συχνότητας φορτίου [106].

Το PSO έχει επίσης εφαρμοστεί με επιτυχία για εφαρμογή μείωσης φορτίου σε συστήματα ισχύος. Η εφαρμογή PSO σε έναν βέλτιστο αλγόριθμο μείωσης φορτίου για τον προσδιορισμό του μέγιστου σημείου φόρτωσης ή σημείου κατάρρευσης αναλύεται από τους Amraee et al., (2006). Η τεχνική επικυρώθηκε στο σύστημα 14-bus IEEE και συγκρίθηκε επίσης με την τεχνική GA. Διαπιστώθηκε ότι το PSO βρίσκει την παγκόσμια βέλτιστη λύση πιο γρήγορα σε σύγκριση με τους γενετικούς αλγόριθμους (Amraee et al., 2006). Μια υβριδική προσέγγιση που ονομάζεται τεχνική βελτιστοποίησης ανόπτησης βασισμένη σε σμήνος σωματιδίων έχει επίσης εφαρμοστεί σε πρόβλημα απόρριψης φορτίου υπό τάση (Sadati et al., 2009). Η τεχνική παρέχει βέλτιστη απόρριψη φορτίου υπό τάσης για να βοηθήσει στη μακροπρόθεσμη σταθερότητα της τάσης. εφαρμόστηκε στα συστήματα δοκιμής διαύλου IEEE14 και IEEE118. Η προτεινόμενη τεχνική προσδιορίζει τη συνολική βέλτιστη λύση σε μικρότερο αριθμό επαναλήψεων. Αυτή η ικανότητα PSO να παίρνει ελάχιστο χρόνο μπορεί να ενθαρρύνει την εφαρμογή της για βέλτιστη απόρριψη φορτίου σε πραγματικό χρόνο σε συστήματα ισχύος (Sadati et al., 2009). Έχει εφαρμοστεί μια ολοκληρωμένη βελτιστοποίηση σμήνους εκμάθησης σωματιδίων (comprehensive learning particle swarm optimization - CLPSO) για τη βέλτιστη διαίρεση του συστήματος διανομής σε περίπτωση κύριας απώλειας. Σε κάθε νησί, η ισορροπία ισχύος επιτυγχάνεται μέσω αποβολής φορτίου. Η προτεινόμενη τεχνική επαληθεύτηκε σε ένα σύστημα δύο δοκιμών, ένα σύστημα διαύλου 33 ακτίνων και ένα αιγυπτιακό πλέγμα 66 kV, 45 διαύλων (I-Zonkoly, Saad & Khalil, 2013).

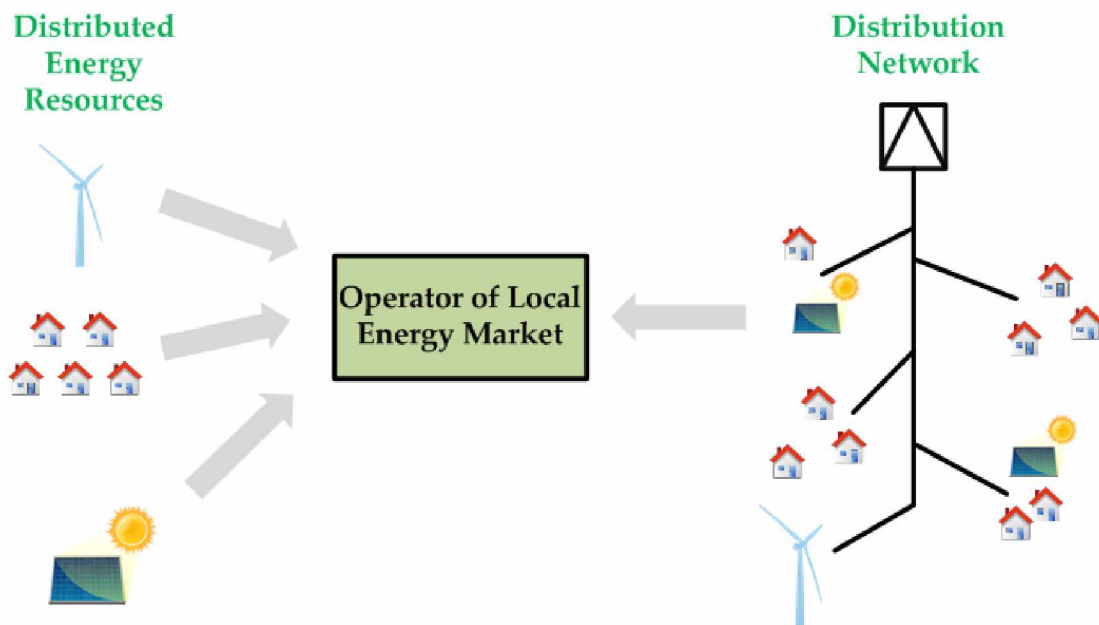


## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6. ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΕ ΤΟΠΙΚΕΣ ΑΓΟΡΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Η μαζική ενσωμάτωση καταναλωμένων ενεργειακών πόρων σε συστήματα διανομής ενέργειας σε συνδυασμό με την ενεργή διαχείριση δικτύου που εφαρμόζεται χάρη στις καινοτόμες τεχνολογίες πληροφοριών και επικοινωνιών δημιούργησε τα έξυπνα συστήματα διανομής της νέας εποχής. Αυτό το νέο περιβάλλον εισάγει προκλήσεις για τη βέλτιστη λειτουργία του έξυπνου δικτύου διανομής. Οι τοπικές αγορές ενέργειας σε επίπεδο διανομής ενέργειας διερευνώνται πολύ τα τελευταία χρόνια.

Ο στόχος των τοπικών αγορών ενέργειας είναι να βελτιστοποιήσουν τους στόχους των συμμετεχόντων στην αγορά, π.χ. να ελαχιστοποιήσουν το κόστος λειτουργίας του δικτύου για τον διαχειριστή του δικτύου διανομής, να μεγιστοποιήσουν το κέρδος των ιδιωτικών διανεμημένων ενεργειακών πόρων και να ελαχιστοποιήσουν το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας για τους καταναλωτές. Έχουν προταθεί διάφορα μοντέλα και μέθοδοι για το σχεδιασμό και τη βέλτιστη λειτουργία των τοπικών αγορών ενέργειας.

Αυτή η ενότητα εισάγει μια επισκόπηση των υπερσύγχρονων μεθόδων υπολογιστικής ευφυΐας που εφαρμόζονται στη βέλτιστη λειτουργία των τοπικών αγορών ενέργειας.



Σχήμα 31 Διαχείριση τοπικών ενεργειακών αγορών (Georgilakis, 2019)

### **6.1. Βελτιστοποίηση αποικιών μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization – ACO)**

Η βελτιστοποίηση αποικιών μυρμηγκιών (ACO) εισήχθη στις αρχές της δεκαετίας του 1990 ως ένας νέος αλγόριθμος εμπνευσμένος από τη φύση για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης (Dorigo, M.; Blum, 2005; Blum, 2005). Το ACO ανήκει στις metaheuristic μεθόδους βελτιστοποίησης που είναι κατά προσέγγιση τεχνικές που εφαρμόζονται για την εύρεση αρκετά καλών λύσεων σε δύσκολα προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης σε εύλογο υπολογιστικό χρόνο. Η έμπνευση της φύσης του ACO είναι η αναζήτηση τροφής από αληθινά μυρμήγκια. Τα μυρμήγκια αρχικά αναζητούν τυχαία τρόφιμα στην περιοχή γύρω από τη φωλιά τους. Όταν ένα μυρμήγκι βρίσκει τροφή, μεταφέρει λίγο φαγητό στη φωλιά και κατά τη διάρκεια του ταξιδιού της επιστροφής, το μυρμήγκι εναποθέτει στο έδαφος μια ποσότητα φερομονικής διαδρομής που εξαρτάται από την ποσότητα και την ποιότητα της τροφής που βρέθηκε. Τα μονοπάτια φερομόνης βοηθούν τα μυρμήγκια να βρουν τα συντομότερα μονοπάτια μεταξύ των πηγών τροφής και της φωλιάς τους. Αυτή η ιδιότητα των πραγματικών μυρμηγκιών εκμεταλλεύεται τη metaheuristic ACO για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης (Dorigo, M.; Blum, 2005; Blum, 2005).

Στο project των Marzband et al. (2016), μια τοπική αγορά ενέργειας συνδυάζεται με μια αγορά ηλεκτρικής ενέργειας χονδρικής. Κάθε κατανεμημένη μονάδα παραγωγής υποβάλλει ενέργεια στον χειριστή μικροδικτύου και οι εκπρόσωποι φορτίου υποβάλλουν δηλώσεις φορτίου για κάθε διάστημα διαπραγμάτευσης. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται δημοπρασία μονής όψης για να βρεθεί η τιμή εκκαθάρισης της αγοράς σε κάθε χρονικό διάστημα. Η προτεινόμενη τοπική αγορά ενέργειας επιτρέπει στον χειριστή μικροδικτύου να μεγιστοποιήσει τα κέρδη από τον βέλτιστο προγραμματισμό παραγωγής και φορτίων. Ο στόχος του προβλήματος βελτιστοποίησης είναι η ελαχιστοποίηση του κόστους παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας με τη βέλτιστη λειτουργία των κατανεμημένων ενεργειακών πόρων χρησιμοποιώντας ωριαίο προγραμματισμό της ημέρας καθώς και προγραμματισμό σε πραγματικό χρόνο. Η βελτιστοποίηση αποικίας μυρμηγκιών πολλαπλών στρωμάτων προτάθηκε για την επίλυση αυτού του προβλήματος βελτιστοποίησης. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι σε σύγκριση με τη βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων, η προτεινόμενη μέθοδος βελτιστοποίησης αποικιών μυρμηγκιών βρίσκει μια βέλτιστη λύση 24 φορές ταχύτερα με 2,9% χαμηλότερο συνολικό κόστος παραγωγής.

## 6.2. Κατά προσέγγιση Q-Learning

Η ενίσχυση της μάθησης (Reinforcement learning - RL) είναι μια μέθοδος βασισμένη στο CI όπου ο μαθητής (πράκτορας) πρέπει να μάθει, χωρίς επιβλέποντα, αλλά μέσω δοκιμών και σφαλμάτων αλληλεπιδράσεις με ένα δυναμικά μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Ένας από τους κλασικούς αλγόριθμους RL είναι ο βασικός αλγόριθμος Q-learning που έχει το μειονέκτημα να διακρίνει τον άπειρο χώρο (αναζήτηση) που συνεπάγεται υψηλό υπολογιστικό χρόνο για μάθηση. Από την άλλη πλευρά, η κατά προσέγγιση εκμάθηση Q λύνει αυτό το πρόβλημα χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά αντί για καταστάσεις. Ο κατά προσέγγιση αλγόριθμος Q-learning παρέχει καλύτερα αποτελέσματα, καλύτερη προσαρμογή σε νέα περιβάλλοντα και μειωμένο χρόνο εκμάθησης (Vazquez-Canteli & Nagy, 2019).

Στο project των Medved, Artac & Gubina το 2018, μια τοπική αγορά ενέργειας θεωρείται σε επίπεδο διανομής ισχύος χαμηλής τάσης. Οι αθροιστές απόκρισης ζήτησης είναι υπεύθυνοι για τον προγραμματισμό ελεγχόμενων φορτίων. Εάν ένα χρονοδιάγραμμα απόκρισης ζήτησης προκαλεί προβλήματα συμφόρησης τάσης ή/και γραμμής, ο διαχειριστής του συστήματος διανομής απορρίπτει το χρονοδιάγραμμα απόκρισης ζήτησης και τιμωρεί τον αθροιστή απόκρισης ζήτησης. Στην εξεταζόμενη τοπική αγορά ενέργειας, ο στόχος κάθε συγκεντρωτικού ανταποκριτή ζήτησης είναι να μεγιστοποιήσει το κέρδος του και να αποφύγει την απόρριψη μέρους του χρονοδιαγράμματος ανταπόκρισης στη ζήτηση που συνεπάγεται κυρώσεις. Η κατά προσέγγιση Q-learning προτείνεται για τη βελτιστοποίηση του προγραμματισμού κάθε αθροιστή απόκρισης ζήτησης. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης σε ένα πραγματικό δίκτυο διανομής χαμηλής τάσης με επτά φωτοβολταϊκά εργοστάσια, 70 νοικοκυριά από τα οποία 12 νοικοκυριά συμμετέχουν στην απόκριση ζήτησης μέσω τεσσάρων συσσωρευτών, δείχνουν ότι η προτεινόμενη κατά προσέγγιση μέθοδος εκμάθησης Q είναι μια αποτελεσματική μέθοδος προγραμματισμού απόκρισης ζήτησης χάρη στην ικανότητα να μάθει να αποφεύγει την καταβολή κυρώσεων αποφεύγοντας την απόρριψη του προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα οικονομικά ωράρια DR (Demand Response) απορρίπτονται σχεδόν κατά 20%, ενώ τα προγράμματα DR της προτεινόμενης μεθόδου απορρίπτονται το πολύ κατά 0,4%.

### 6.3. Τεχνητή αποικία μελισσών

Η τεχνητή αποικία μελισσών (Artificial Bee Colony - ABC) είναι ένας εξελικτικός, εμπνευσμένος από τη φύση, μεταθεριστικός αλγόριθμος που λύνει σύνθετα προβλήματα βελτιστοποίησης προσομοιώνοντας την αναζήτηση τροφής σε σμήνη μελισσών (Karaboga et al., 2014; , Brajevic, 2015). Ο πληθυσμός των τεχνητών μελισσών χωρίζεται σε μέλισσες εργάτριες και μη εργάτριες (προσκόπων και θεατών). Ο συνολικός αριθμός τροφίμων (πιθανές λύσεις στο πρόβλημα βελτιστοποίησης) ισούται με τον αριθμό των απασχολούμενων μελισσών. Οι απασχολούμενες μέλισσες αναζητούν τροφή και δίνουν πληροφορίες στους θεατές για την ποιότητα της τροφής. Ο στόχος των μελισσών που παρακολουθούν είναι διπλός: να βρουν καλές περιοχές τροφίμων και περαιτέρω αναζήτηση τροφής γύρω από τις επιλεγμένες περιοχές τροφίμων. Αυτές οι μέλισσες που φεύγουν από χώρους μη καλής διατροφής γίνονται μέλισσες προσκόπων.

Στο project των Kumar Nunna, Srinivasan & Multiagent το 2017, αναπτύσσεται μια τοπική αγορά ενέργειας για τη διευκόλυνση της εμπορίας ενέργειας μεταξύ μικροδικτύων. Κάθε μικροδίκτυο έχει καταναμημένες μονάδες παραγωγής, ηλεκτρικά οχήματα και ελαστικά φορτία. Προτείνεται ένα σύστημα ενεργητικού πολλαπλών παραγόντων προκειμένου να βελτιστοποιηθούν ταυτόχρονα τρεις στόχοι: (1) ελαχιστοποίηση των ενεργειακών ανισορροπιών στα μικροδίκτυα, (2) ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης των ηλεκτρικών οχημάτων και του κόστους λειτουργίας των ελαστικών φορτίων που συμμετέχουν στην απόκριση της ζήτησης, και (3) μεγιστοποίηση του κέρδους των ηλεκτρικών οχημάτων από την εκφόρτωση ενώ λαμβάνεται υπόψη το κόστος υποβάθμισης του κύκλου ζωής. Το τυποποιημένο πρόβλημα βελτιστοποίησης επιλύεται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της τεχνητής αποικίας μελισσών. Το μοντέλο βελτιστοποίησης καθορίζει, για κάθε μικροδίκτυο, τον βέλτιστο προγραμματισμό μονάδων καταναμημένης παραγωγής, ηλεκτρικών οχημάτων και ελαστικών φορτίων. Η μέθοδος εφαρμόζεται στο τροποποιημένο σύστημα διανομής ισχύος 37 κόμβων IEEE που διαθέτει τρία μικροδίκτυα. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι η προτεινόμενη αγορά ενεργητικής ενέργειας μειώνει το κόστος λειτουργίας των ελαστικών φορτίων, μειώνει την εξάρτηση των μικροδικτύων στο δίκτυο κοινής ωφέλειας και μειώνει κατά 13,6% το συνολικό κόστος λειτουργίας των μικροδικτύων χάρη στην αυξημένη συμμετοχή της απόκρισης ζήτησης, ηλεκτρικών οχημάτων, και καταναμημένες μονάδες παραγωγής.

#### **6.4. Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο**

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι μια βιολογικά εμπνευσμένη τεχνολογία που μιμείται τους υπολογισμούς και τις αλληλεπιδράσεις των νευρώνων στον ανθρώπινο εγκέφαλο (Vankayala & Rao, 1993; Kalogirou, 2001). Το ANN είναι ευρέως αποδεκτό ως ένα πολύ αποτελεσματικό μαθηματικό εργαλείο για την επίλυση προβλημάτων εξαιρετικά σύνθετων, μη γραμμικών και ακαθόριστων, πρόβλεψης και ταξινόμησης. Το ANN μπορεί να μάθει από παραδείγματα. Το ANN είναι ανθεκτικό σε σφάλματα, επειδή μπορεί να χειριστεί με επιτυχία ελλιπή και θορυβώδη δεδομένα. Μόλις εκπαιδευτεί, το ANN μπορεί να εκτελέσει, με υψηλή υπολογιστική ταχύτητα, γενίκευση, δηλαδή ταξινόμηση και πρόβλεψη για άγνωστα δεδομένα εισόδου που δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά τη φάση εκμάθησης (εκπαίδευσης) ANN.

Στο project των Li et al. το 2018, οι πελάτες ανταμείβονται με κουπόνια για να μειώσουν τη ζήτησή τους κατά τις ώρες αιχμής, και αυτό είναι γνωστό ως απόκριση ζήτησης κουπονιού πελατών (customer coupon demand response - CDDR). Θεωρείται μια τοπική αγορά ενέργειας που εξυπηρετεί ένα πλεγμένο δευτερεύον δίκτυο διανομής και οι διαμεσολαβητές της αγοράς είναι αρκετές οντότητες εξυπηρέτησης φορτίων (load serving entitie - LSE), καθένα από τα οποία έχει πολλαπλούς συγκεντρωτές φορτίου που αντιπροσωπεύουν πελάτες φορτίου. Οι στόχοι του CDDR, που εκτελείται σε ώρες αιχμής, είναι η ελαχιστοποίηση της οικονομικής απώλειας του LSE και η μεγιστοποίηση της ανταμοιβής των πελατών. Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προτείνεται για την εκτίμηση της νέας οριακής τιμής εντοπισμού (locational marginal price - LMP) για μια οντότητα εξυπηρέτησης φορτίου μετά την εφαρμογή του CDDR. Η σκοπιμότητα του CDDR διερευνάται για ένα πραγματικό δευτερογενές δίκτυο διανομής με μεγάλο πλέγμα με λεωφορεία 1905 και μέγιστη ζήτηση 97,9 MW. Εξετάζονται τρεις συγκεντρωτές φορτίου και οκτώ LSE, εκ των οποίων ένας LSE συμμετέχει στο CDDR. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι το CDDR συμβάλλει στη μείωση της αιχμής της ζήτησης και μειώνει την οικονομική ζημία κατά τις ώρες αιχμής, η οποία παρέχει 5,5% υψηλότερα κέρδη για όλη τη μέρα για το συμμετέχον LSE σε σύγκριση με τα καθαρά κέρδη χωρίς CDDR.

#### **6.5. Διαφορική Εξέλιξη**

Η διαφορική εξέλιξη (Differential Evolution - DE) είναι μια ευέλικτη και αξιόπιστη μέθοδος

για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης μεγάλης κλίμακας, περιορισμένων, πολλαπλών στόχων, αβέβαιων και σύνθετων [Das & Suganthan, 2010; Neri & Tirronen, 2010]. Η DE είναι μια μεθαρριστική μέθοδος βελτιστοποίησης εμπνευσμένη από τη φύση. Το DE ανήκει στην κατηγορία των εξελικτικών αλγορίθμων, οπότε το DE είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης βάσει πληθυσμού. Άλλοι εξελικτικοί αλγόριθμοι συνδυάζουν τις λύσεις ενός πληθυσμού χρησιμοποιώντας πιθανολογικούς κανόνες. Αντίθετα, η DE δημιουργεί νέες λύσεις τροποποιώντας τις λύσεις με τις κλιμακούμενες διαφορές των διακριτών και τυχαία επιλεγμένων μελών του πληθυσμού.

Στο project των Wisittipanit & Wisittipanich το 2018, δύο διαφορετικές μέθοδοι βελτιστοποίησης, η διαφορική εξέλιξη και η βελτιστοποίηση σωματιδίων σμήνους διερευνώνται και συγκρίνονται για τη μεγιστοποίηση του κέρδους των συσσωρευτών απόκρισης ζήτησης που ανταγωνίζονται να πουλήσουν υπηρεσίες απόκρισης ζήτησης στον διαχειριστή του συστήματος διανομής και να προσφέρουν ανταμοιβή στους τελικούς χρήστες για την αλλαγή των προφίλ φορτίου τους. Ένα σύστημα με 60 τελικούς χρήστες που κατανέμονται ισομερώς μεταξύ των τριών διαθέσιμων συσσωρευτών προσομοιώνεται και τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η διαφορική εξέλιξη υπερτερεί της βελτιστοποίησης σωματιδίων, καθώς παρέχει καλύτερα αποτελέσματα για όλους τους παράγοντες της αγοράς, δηλαδή καλύτερη ανταμοιβή στους τελικούς χρήστες, υψηλότερο κέρδος στους συγκεντρωτές και 2,9% χαμηλότερο λειτουργικό κόστος για τον διαχειριστή του συστήματος διανομής.

## **6.6. Ειδικό σύστημα**

Ένα σύστημα εμπειρογνομόνων (Expert System - ES) είναι ένα ισχυρό λογισμικό υπολογιστών που χρησιμοποιεί μεθοδολογίες υπολογιστικής νοημοσύνης για να προσομοιώσει την απόφαση ενός ανθρώπου που έχει εμπειρία σε έναν συγκεκριμένο τομέα (Liao, 2005, Zhang', Hope & Malik, 1989). Ένα ES περιέχει μια βάση γνώσεων και ένα σύνολο κανόνων. Η βάση γνώσεων περιέχει τη συσσωρευμένη εμπειρία του ανθρώπινου ειδικού. Το σύνολο των κανόνων είναι πληροφορίες με τη μορφή κανόνων αν-τότε που βοηθούν στην εφαρμογή της βάσης γνώσεων στα δεδομένα εισαγωγής, προκειμένου να καταλήξει το ES στο σωστό συμπέρασμα και να λάβει την κατάλληλη απόφαση. Οι δυνατότητες του ES μπορούν να αυξηθούν με την προσθήκη νέων πληροφοριών στη βάση γνώσεων ή με την προσθήκη νέων κανόνων στο σύνολο κανόνων.

Στο project των Hussain et al. το 2017, μια τοπική αγορά ενέργειας έχει σχεδιαστεί για να ελαχιστοποιεί το συνολικό κόστος λειτουργίας ενός οικιακού συστήματος διανομής DC (Direct Current) που αποτελείται από σπίτια που, εκτός από τα φορτία, μπορεί να διαθέτουν σύστημα αποθήκευσης μπαταριών, κυψέλες καυσίμου, φωτοβολταϊκά και ανεμογεννήτρια. Προτείνεται μια μεθοδολογία βελτιστοποίησης που ελαχιστοποιεί το συνολικό κόστος λειτουργίας και ελέγχει τις τάσεις του δίαυλου DC εντός των καθορισμένων ορίων. Εφαρμόζεται προσαρμοστικός έλεγχος πτώσης συνεχούς ρεύματος για τη ρύθμιση της τάσης και την ευθυγράμμιση με το χρονοδιάγραμμα των κατανεμημένων μονάδων παραγωγής. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης επιλύεται από ένα εξειδικευμένο σύστημα σε συνδυασμό με διαδοχική τετραγωνική προσέγγιση προγραμματισμού. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης σε οικιακό σύστημα διανομής DC 5 λεωφορείων δείχνουν ότι το συνολικό κόστος μειώνεται με τον βέλτιστο προγραμματισμό των κατανεμημένων ενεργειακών πόρων και η τάση DC σε όλα τα λεωφορεία είναι εντός του επιτρεπόμενου εύρους χάρη στον προσαρμοστικό έλεγχο πτώσης συνεχούς ρεύματος.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Αυτή η εργασία έχει συζητήσει την ικανότητα των τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης να επιτύχουν ακριβή μείωση φορτίου σε σύντομο χρονικό διάστημα σε συνθήκες έκτακτης ανάγκης. Η ανασκόπηση δείχνει ότι οι τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης είναι η καλύτερη επιλογή για τα σύγχρονα συστήματα ισχύος σε σύγκριση με τις συμβατικές τεχνικές μείωσης φορτίου. Οι τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης έχουν την ικανότητα να παρέχουν γρήγορη και βέλτιστη μείωση φορτίου κατά τη διάρκεια απρόβλεπτων καταστάσεων για την αποφυγή διακοπών ρεύματος. Ωστόσο, κάθε τεχνική υπολογιστικής νοημοσύνης έχει ορισμένα μειονεκτήματα που περιορίζουν την εφαρμογή τους σε εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο.

Η απόρριψη φορτίου σε ένα σύστημα ισχύος είναι μια πολύ περίπλοκη και γρήγορη διαδικασία. Οι βλάβες κατά τη διάρκεια των απρόβλεπτων γεγονότων είναι απρόβλεπτες και ο χρόνος που απαιτείται για την εκτέλεση της απόρριψης φορτίου είναι επίσης πολύ μικρός. Οι τεχνικές απόρριψης φορτίου που βασίζονται στο ANFIS μπορεί στη συνέχεια να είναι η πιο ακριβής επιλογή μεταξύ των διαθέσιμων τεχνικών. Το ANFIS έχει το πλεονέκτημα ότι συνδυάζει τα χαρακτηριστικά του ασαφούς λογικού ελέγχου και του ANN, μειώνοντας τις σχετικές ελλείψεις τους. Ωστόσο, εξακολουθεί να απαιτείται εκτεταμένη έρευνα για τη βελτίωση αυτών των τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης για να διασφαλιστεί η αποτελεσματική εφαρμογή σε εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο.

Μπορεί να συναχθεί το συμπέρασμα ότι η εφαρμογή τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης στην μείωση του φορτίου μπορεί να μειώσει την πιθανότητα διακοπής ρεύματος και να αυξήσει την αξιοπιστία του συστήματος ισχύος. Ωστόσο, απαιτούνται περαιτέρω βελτιώσεις για να καταστούν αυτές οι τεχνικές συμβατές με εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο.

Σχετικά με τις τοπικές αγορές ενέργειας (LEM) και το δίκτυο επικοινωνίας τους, προκειμένου να διευκολυνθεί η διαπραγμάτευση μεταξύ των παραγόντων της αγοράς σε LEM, απαιτείται ένα δίκτυο επικοινωνίας για την παροχή της απαραίτητης ροής πληροφοριών. Η μελλοντική έρευνα πρέπει να επικεντρωθεί στο σχεδιασμό ενός ασφαλούς και εφικτού δικτύου επικοινωνίας για την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των παραγόντων της αγοράς. Το δίκτυο επικοινωνίας πρέπει να είναι πανταχού παρόν και πρέπει να έχει



χαμηλή καθυστέρηση. Επιπλέον, οι μελλοντικές ερευνητικές εργασίες για LEM πρέπει να χρησιμοποιούν πρότυπα για τη δημιουργία του δικτύου επικοινωνίας.

Όσον αφορά τις πλατφόρμες λογισμικού, στα WEM, οι συναλλαγές πραγματοποιούνται μεταξύ οντοτήτων και ανθρώπινων φορέων. Από την άλλη πλευρά, στα LEM, οι συναλλαγές μπορεί να πραγματοποιούνται μεταξύ πρακτόρων, όπως χειριστές ανθρώπων, πλατφόρμες λογισμικού και άλλα μη επανδρωμένα συστήματα. Ένας ενδιαφέρων τομέας για μελλοντική έρευνα είναι η ανάπτυξη προτύπων για την εφαρμογή των συναλλαγών μεταξύ των παραγόντων της αγοράς. Ένα άλλο μελλοντικό πεδίο έρευνας είναι η ανάπτυξη κατάλληλων πλατφορμών λογισμικού για συναλλαγές σε LEM, όπου η διαλειτουργικότητα με διαφορετικές γενιές πλατφορμών λογισμικού, έξυπνων μετρητών και δικτύων επικοινωνίας, είναι το κλειδί για την επιτυχία των LEM.

Επίσης η επεκτασιμότητα των αλγορίθμων βελτιστοποίησης και των πλατφορμών λογισμικού προτείνεται ως μελλοντικό πεδίο έρευνας. Οι αλγόριθμοι κατανεμημένης βελτιστοποίησης για βελτιστοποίηση LEM είναι πιο κλιμακούμενοι. Από την άλλη πλευρά, οι συγκεντρωτικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης για τη βελτιστοποίηση LEM είναι λιγότερο κλιμακούμενοι, λόγω του απαραίτητου δικτύου επικοινωνίας. Η επεκτασιμότητα είναι επίσης ένα ζήτημα στις πλατφόρμες λογισμικού που πραγματοποιούν συναλλαγές σε LEM. Οι πλατφόρμες λογισμικού πρέπει να κλιμακώνονται καλά για αυξημένο αριθμό συναλλακτικών πρακτόρων και συνδεδεμένων πελατών και έξυπνων συσκευών.

Σχετικά με την Ιδιωτικότητα δεδομένων, για τον βέλτιστο προγραμματισμό των LEM, οι υπάρχουσες ερευνητικές εργασίες υποθέτουν ότι ο διαχειριστής της αγοράς (π.χ. ο DSO) διαθέτει λεπτομερείς πληροφορίες για όλα τα φορτία και τα DER, τα οποία δεν είναι πάντα ρεαλιστικά, λόγω της ιδιωτικής ζωής των δεδομένων. Προτείνεται ως μελλοντική έρευνα για την ανάπτυξη μοντέλων και μεθόδων για τη βέλτιστη λειτουργία των LEM, λαμβάνοντας υπόψη ότι ο διαχειριστής της αγοράς δεν θα έχει λεπτομερή δεδομένα για τα φορτία, αλλά μόνο συγκεντρωτικά δεδομένα. Ένα άλλο μελλοντικό πεδίο έρευνας είναι η προστασία των δεδομένων των παραγόντων της αγοράς κατά τη διάρκεια αλλά και μετά από τις συναλλαγές ενέργειας.

Ακόμη, ένα μελλοντικό πεδίο έρευνας είναι η εφαρμογή στοχαστικού προγραμματισμού και ισχυρών μεθόδων βελτιστοποίησης για τον χειρισμό των αβεβαιοτήτων της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας, της ζήτησης φορτίου, της αιολικής ενέργειας και της φωτοβολταϊκής ισχύος. Δεδομένου ότι ο αριθμός των πελατών που θα εμπλακούν σε μελλοντικά LEM θα

ήταν πολύ μεγάλος, οι μεταβλητές σχεδίασης του προβλήματος βελτιστοποίησης θα ήταν πάρα πολλές, έτσι οι κατανεμημένες μέθοδοι βελτιστοποίησης και η τεχνολογία blockchain προτείνονται ως μελλοντική έρευνα στον τομέα της βελτιστοποίησης LEM. Επί του παρόντος, μια νέα γενιά CI βρίσκεται υπό ανάπτυξη που περιλαμβάνει μηχανική μάθηση, μεγάλα δεδομένα, διαδίκτυο πραγμάτων και cloud computing. Κατά συνέπεια, ένα μελλοντικό πεδίο έρευνας είναι η εφαρμογή της νέας γενιάς CI στη βέλτιστη λειτουργία των LEM.

Τέλος, η εφαρμογή και η πρόοδος των μεθόδων CI απαιτεί τη συμμετοχή ατόμων με εμπειρία σε τουλάχιστον έναν από τους ακόλουθους επιστημονικούς τομείς: επιστήμη των υπολογιστών, μηχανική, μαθηματικά, φυσική και επιχειρησιακή έρευνα. Ομοίως, ο σχεδιασμός και η λειτουργία των δεικτών ηλεκτρικής ενέργειας απαιτεί τη συμμετοχή ατόμων με εξειδίκευση σε τουλάχιστον έναν από τους ακόλουθους επιστημονικούς τομείς: οικονομικά, ηλεκτρολογικά, νομικά και διαχείριση. Κατά συνέπεια, ως μελλοντικό ερευνητικό πεδίο, προτείνεται η συνεργασία πολυεπιστημονικών ομάδων για τη βέλτιστη λειτουργία των LEM με μεθόδους CI.

## BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Abido MA, Abdel-Magid YL. A hybrid neuro-fuzzy power system stabilizer for multimachine power systems. *IEEE T Power Syst* 1998;13
- Aggoune M, El-Sharkawi MA, Park DC, Dambourg MJ, Marks II RJ. Preliminary results on using artificial neural networks for security assessment (of power systems). *Power Ind Comput Appl Conf* 1989 .
- Aggoune M, El-Sharkawi MA, Park DC, Dambourg MJ, Marks II RJ. Preliminary results on using artificial neural networks for security assessment [of power systems]. *IEEE T Power Syst* 1991.
- Aggoune M, El-Sharkawi MA, Park DC, Dambourg MJ, Marks II RJ. Correction to preliminary results on using artificial neural networks for security assessment (May 91 890-896). *IEEE T Power Syst* 1991 .
- Aboytes F, Ramirez R. Transient stability assessment in longitudinal power systems using artificial neural networks. *IEEE T Power Syst* 1996 .
- Al-Hasawi WM, El Naggar KM. Optimum steady-state load-shedding scheme using genetic based algorithm. *Electrotech Conf MELECON* 2002.
- Amraee T, Mozafari B, Ranjbar AM. An improved model for optimal under voltage load shedding: particle swarm approach. *IEEE Power India Conf* 2006.
- Andersson G, Donalek P, Farmer R, Hatziaargyriou N, Kamwa I, Kundur P, et al. Causes of the 2003 major grid blackouts in North America and Europe, and recommended means to improve system dynamic performance. *IEEE T Power*.
- Arroyo JM, Fernandez FJ. Application of a genetic algorithm to n-K power system security assessment. *Int J Electr Power* 2013.
- 
- Augusto J.C. and McCullagh P., “Ambient Intelligence: Concepts and Applications,” *Int’l J. Computer Science and Information Systems*, vol. 4, no. 1, 2007.
- BENARDOS, A., 2008. Artificial Intelligence in Underground Development: A case Study of TBM Performance, *Underground Spaces* 2008, New Forest, UK, September 8-10.
- Baczynski D, Parol M (2004) Influence of artificial neural network structure on quality of short-term electric energy consumption forecast - *IEE Proceedings-Generation* , 2004 - [ieeexplore.ieee.org](http://ieeexplore.ieee.org)
- Bezdek, J. C. (1992). On the Relationship between Neural Networks, Pattern Recognition and Intelligence. *Int. J. Approximate Reasoning*.
- Bikas AK, Voumvoulakis EM, Hatziaargyriou ND. Neuro-fuzzy decision trees for dynamic security control of power systems. *Int Conf Intell Syst Appl Power Syst 2009* . . In Laghari J.A. , Mokhlis H. , Bakar A.H.A., Hasmainsi Mohamad, Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review, *Energy Conversion and Management* 75 (2013) <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf>
- Blackouts report, [https://www.allianz.com/media/responsibility/documents/position\\_paper\\_power\\_blackout\\_risks.pdf](https://www.allianz.com/media/responsibility/documents/position_paper_power_blackout_risks.pdf) . In Laghari J.A. , Mokhlis H. , Bakar A.H.A., Hasmainsi Mohamad, Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review, *Energy Conversion and Management* 75 (2013) [accessed 05.07.21].

- Blum, C. Ant colony optimization: Introduction and recent trends. *Phys. Life Rev.* **2005**,**2**, [accessed 05.07.21]
- Brajevic, I. Crossover-based artificial bee colony algorithm for constrained optimization problems. *Neural Comput. Appl.* **2015**, [accessed 05.07.21]
- Breiman Leo (2001), Random Forests. <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1010933404324> [accessed 05.07.21]
- Brownlee J. (2017) A Gentle Introduction to Long Short-Term Memory Networks by Jason Brownlee the Experts on May 24, 2017 in Long Short-Term Memory Networks <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-long-short-term-memory-networks-experts/>
- Boole, G. (1854). *An Investigation of the Laws of Thought on which are founded the mathematical theories of logic and probabilities*. Λονδίνο: Walton & Maberly. Ανακτήθηκε από <http://history-computer.com/Library/Boole.pdf> [accessed 05.07.21]
- BUHMANN D. M., 2003. Radial Basis Functions: Theory and Implementations. Cambridge University
- Cam E. Application of fuzzy logic for load frequency control of hydroelectrical power plants. *Energ Convers Manage* 2007 [accessed 05.07.21]. . In Laghari J.A. , Mokhlis H. , Bakar A.H.A., Hasmainsi Mohamad, Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review, *Energy Conversion and Management* 75 (2013) <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf>
- Cam E, Kocaarslan I. Load frequency control in two area power systems using fuzzy logic controller. *Energ Convers Manage* 2005; [accessed 05.07.21]. . In Laghari J.A. , Mokhlis H. , Bakar A.H.A., Hasmainsi Mohamad, Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review, *Energy Conversion and Management* 75 (2013) <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf>
- Cerjan M., Petričić A. and Marko Delimar M. (2019), “HIRA Model for Short-Term Electricity Price Forecasting”
- Chakraborty S, Senjyu T, Yona A, Saber AY, Funabashi T. Solving economic load dispatch problem with valve-point effects using a hybrid quantum mechanics inspired particle swarm optimisation. *IET Gener Transm Dis* 2011; [accessed 05.07.21].
- Chang L, Wu Z. Performance and reliability of electrical power grids under cascading failures. *Int J Electr Power* 2011; [accessed 05.07.21]. .
- Chao-Rong C, Hang-Sheng L, Wenta T. Optimal reactive power planning using genetic algorithm. *IEEE Int Conf Syst Man Cybernet* 2006: [accessed 05.07.21].
- Chao-Rong C, Yuan-Yin H. Synchronous machine steady-state stability analysis using an artificial neural network. *IEEE T Energy Convers* 1991 [accessed 05.07.21].
- Chao-Rong C, Yuan-Yih H. Synchronous machine steady-state stability analysis using an artificial neural network. *IEEE Power Eng Rev* 1991; [accessed 05.07.21].
- Chao-Rong C, Wen-Ta T, Hua-Yi C, Ching-Ying L, Chun-Ju C, Hong-Wei L. Optimal load shedding planning with genetic algorithm. *IEEE Ind Appl Soc* 2011 [accessed 05.07.21]. .

- Chaturvedi KT, Pandit M, Srivastava L, Sharma J, Bhatele RP. Hybrid fuzzy- neural network-based composite contingency ranking employing fuzzy curves for feature selection. *Neurocomputing* 2009; [accessed 05.07.21]. .
- Chauhan S. Fast real power contingency ranking using counter propagation network: feature selection by neuro-fuzzy model. *Electr Power Syst Res* 2005; [accessed 05.07.21].
- Chen M. *A notion for machine learning: knowledge developability*. In [1988] Proceedings of the Twenty-First Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Volume III: Decision Support and Knowledge Based Systems Track, *volume 3*, pages 274-279, 1988.
- Cheng-Hung L, Chao-Rong C. Using genetic algorithm for overcurrent relay coordination in industrial power system. *Int Conf Intell Syst Appl Power Syst* 2007 [accessed 05.07.21].
- Cheng-Ting H, Hui-Jen C, Chao-Shun C. Artificial neural network based adaptive load shedding for an industrial cogeneration facility. *IEEE Ind Appl Soc* 2008[accessed 05.07.21].
- Chien-Hsing L, Shih-Chieh H. A technical review of the power outage on July 29 in Taiwan. *IEEE Power Eng Soc* 1999;2001[accessed 05.07.21].
- Chiung-Chou L, Hong-Tzer Y. Recognizing noise-influenced power quality events with integrated feature extraction and neuro-fuzzy network. *IEEE T Power Deliver* 2009[accessed 05.07.21].
- 
- Colmerauer, A. , & Roussel, P. (1996). The birth of Prolog. Στο T.J.Bergin & R.G.Gibson (επιμ.) *History of programming languages-II* (σ.331-367). Νέα Υόρκη: ACM Press.
- Crina Grosan and Ajith Abraham. *Rule-Based Expert Systems*, pages 149-185. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2011
- Croce F, Delfino B, Fazzini PA, Massucco S, Morini A, Silvestro F, et al. Operation and management of the electric system for industrial plants: an expert system prototype for load-shedding operator assistance. IEEE T Ind Appl 2001[accessed 05.07.21].
- Dash PK, Mishra S, Panda G. Damping multimodal power system oscillation using a hybrid fuzzy controller for series connected FACTS devices. *IEEE T Power Syst* 2000[accessed 05.07.21].
- Dash PK, Morris S, Mishra S. Design of a nonlinear variable-gain fuzzy controller for FACTS devices. *IEEE T Contrl Syst T* 2004; [accessed 05.07.21].
- Dash PK, Pradhan AK, Panda G. Application of minimal radial basis function neural network to distance protection. *IEEE T Power Deliver* 2001[accessed 05.07.21].
- Delfino B, Massucco S, Morini A, Scalera P, Silvestro F. Implementation and comparison of different under frequency load-shedding schemes. *Power Eng Soc Summer Meet* 2001[accessed 05.07.21].
- Djukanovic M, Sobajic DJ, Pao YH. Neural net based determination of generator-shedding requirements in electric power systems. *IET Gener Transm Dis* 1992 [accessed 05.07.21].

- Dorigo, M.; Blum, C. Ant colony optimization theory: A survey. *Theor. Comput. Sci.* **2005**, [accessed 05.07.21]
- Ducatel, K., Bogdanowicz, M., Scapolo, F., Leijten, J. & Burgelman, J-C. (2001) . *Scenarios for Ambient Intelligence in 2010*. Ανακτήθηκε από <ftp://ftp.cordis.europa.eu/pub/ist/docs/istagscenarios2010.pdf>. [accessed 05.07.21]
- Ebron S, Lubkeman DL, White M. A neural network approach to the detection of incipient faults on power distribution feeders. *IEEE T Power Deliver* 1990[accessed 05.07.21].
- Edwards AR, Chan KW, Dunn RW, Daniels AR. Transient stability screening using artificial neural networks within a dynamic security assessment system. *IET Gener Transm Dis* 1996[accessed 05.07.21].
- El-Hawary, Mohamed E., 1998, *Electric power applications of fuzzy systems*, John Wiley USA.
- El-Hawary, Mohamed E., 1998, *Electric power applications of fuzzy systems*, John Wiley USA.
- El-Sadek MZ. Preventive measures for voltage collapses and voltage failures in the Egyptian power system. *Electr Power Syst Res* 1998[accessed 05.07.21].
- El-Sherbiny MK, El-Saady G, Yousef AM. Efficient fuzzy logic load-frequency controller. *Energ Convers Manage* 2002[accessed 05.07.21]. .
- El-Zonkoly A, Saad M, Khalil R. New algorithm based on CLPSO for controlled islanding of distribution systems. *Int J Electr Power* 2013[accessed 05.07.21].
- ENTSOE operation handbook. <<https://www.entsoe.eu/publications/system-operations-reports/operation-handbook/>> [assessed 13.07.21].
- 
- FERENTINO, M., SAKELLARIOU, M., 2005. Assessing landslide hazard on medium and large scales, using self-organizing maps, in "Landslide Risk Management", Hungr, Fell, Couture and Eberhardt (eds.), Joint 2005 International Conference on Landslide Risk Management/18th Annual Vancouver Geotechnical Society Symposium, Taylor and Francis.
- Fogel, D. B. (1995). *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. Piscataway, Ντου Τζέρσεϊ: IEEE Press.
- Fogel L.J., Owens A.J., Walsh M.J., 1966, "*Artificial intelligence through simulated evolution*", Wiley, New York
- Frege,G. (1879). *Begriffsschrift, eine der arithmetischen nachgebildete Formelsprache des reinen Denkens*. Hallea. S.: Louis Nebert.
- Haidar AMA, Mohamed A, Al-Dabbagh M, Hussain A. Vulnerability assessment and control of large scale interconnected power systems using neural networks and neuro-fuzzy techniques. *Power Eng Conf* 2008[accessed 05.07.21].
- Haidar AMA, Mohamed A, Hussain A, Jaalam N. Artificial intelligence application to Malaysian electrical power system. *Exp Syst Appl* 2010[accessed 05.07.21]
- Haidar AMA, Mohamed A, Hussain A. Vulnerability control of large scale interconnected power system using neuro-fuzzy load shedding approach. *Exp Syst Appl* 2010[accessed 05.07.21].

- HAPPEL, B., MURRE, J., 1994. The Design and Evolution of Modular Neural Network Architectures. *Neural Networks*, 7
- Hartana RK, Richards GG. Harmonic source monitoring and identification using neural networks. IEEE T Power Syst 1990[accessed 05.07.21].
- HAYKIN, S., 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, pp. 842.
- Hobson E, Allen GN. Effectiveness of artificial neural networks for first swing stabilitydeterminationofpracticalsystems.IEEETPowerSyst1994[accessed 05.07.21].
- Hodges, A. (1995). Alan Turing: a short biography. Ανακτήθηκε από <http://www.turing.org.uk/publications/dnb.html>
- Holland, J.H. (1975/1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press /Καίμπριτζ, Μασσαχουσέτη :MIT Press.
- Hong YY, Hsiao MC, Chang YR, Lee YD, Huang HC. Multiscenario underfrequency load shedding in a microgrid consisting of intermittent renewables. *IEEE T Power Deliver*; 2013. p.doi.10.1109/tpwr.2013.
- Hooshmand R, Moazzami M. Optimal design of adaptive under frequency load shedding using artificial neural networks in isolated power system. Int J Electr Power 2012[accessed 05.07.21].
- Hsu C-T, Chuang H-J, Chen C-S. Adaptive load shedding for an industrial petroleum cogeneration system. Exp Syst Appl 2011[accessed 05.07.21].
- Hsu CT, Kang MS, Chen CS. Design of adaptive load shedding by artificial neural networks. IET Gener Transm Dis 2005[accessed 05.07.21].
- Hu, Z.; Deng, T.; Hu, Z.; Song, Y.; Wang, J. Data-driven pricing strategy for demand-side resource aggregators. *IEEE Trans. Smart Grid* 2018, 9, 57-66.
- Hussain, A.; Bui, V.H.; Kim, H.M. Fuzzy logic-based operation of battery energy storage systems (BESSs) for enhancing the resiliency of hybrid microgrids. *Energies* 2017, [accessed 05.07.21]
- IEEE guide for abnormal frequency protection for power generating plants. ANSI/IEEE Std C37106-1987;0\_1.
- IEEE standard. IEEE guide for the application of protective relays used for abnormal frequency load shedding and restoration. IEEE Std C37117-2007; c1-43.
- India Blackout. <[http://en.wikipedia.org/wiki/July\\_2012\\_India\\_blackout](http://en.wikipedia.org/wiki/July_2012_India_blackout)> [accessed 05.07.21].
- IST Advisory Group, Scenarios for Ambient Intelligence in 2010, European Commission, 2001
- Jacob Raglend I, Raghuv eer C, Rakesh Avinash G, Padhy NP, Kothari DP. Solution to profit based unit commitment problem using particle swarm optimization. *Appl Soft Comput* 2010[accessed 05.07.21].
- Javadian SAM, Haghifam MR, Bathaee SMT, Fotuhi Firoozabad M. Adaptive centralized protection scheme for distribution systems with DG using risk analysis for protective devices placement. *Int J Electr Power* 2013 [accessed 05.07.21].



- Jeyasurya B. Artificial neural networks for on-line voltage stability assessment. *IEEE Power Eng Soc* 2000[accessed 05.07.21].
- Jong-Bae P, Ki-Song L, Joong-Rin S, Lee KY. A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions. *IEEE T Power Syst* 2005[accessed 05.07.21].
- Georgilakis P., "Review of Computational Intelligence Methods for Local Energy Markets at the Power Distribution Level to Facilitate the Integration of Distributed Energy Resources: State-of-the-art and Future Research. School of Electrical and Computer Engineering, National Technical University of Athens (NTUA), 2019
- Giannakeas N, Karvelis PS, Fotiadis DI, "A classification-based segmentation of cDNA microarray images using support vector machines," in Proc of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2008.
- Kalogirou, S.A. Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2001**, [accessed 05.07.21]
- Karaboga, D.; Gorkemli, B.; Ozturk, C.; Karaboga, N. A comprehensive survey: artificial bee colony (ABC) algorithm and applications. *Artif. Intell. Rev.* **2014**, [accessed 05.07.21]
- 
- KASKI, S., 1997. Data exploration using self-organizing maps, Acta Polytechnica Scandinavica, Mathematics, Computing and Management in Engineering Series No. 82, Espoo pp. 57.
- Ke M, Hong Gang W, ZhaoYang D, Kit Po W. Quantum-inspired particle swarm optimization for valve-point economic load dispatch. *IEEE T Power Syst* 2010[accessed 05.07.21].
- Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. *IEEE Int Conf Neural Networks* 1995[accessed 05.07.21].
- Khazali AH, Kalantar M, Khazali A. Fuzzy multi-objective reactive power clearing considering reactive compensation sources. *Energy* 2011[accessed 05.07.21] <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf>
- Khotanzad A, Enwang Z, Elragal H. A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price-sensitive environment. *IEEE T Power Syst* 2002; [accessed 05.07.21] <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf>
- Krenker A., Bešter J., Kos A. (2010) Introduction to the Artificial Neural Networks, 2010.
- Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*.
- Kocaarslan I, İlam E. Fuzzy logic controller in interconnected electrical power systems for load-frequency control. *Int J Electr Power* 2005 [accessed 05.07.21].
- KOHONEN, T., 1995. Self – Organizing Map, 2nd edition, Springer- Verlag, Berlin.
- Kottick D, Or O. Neural-networks for predicting the operation of an underfrequency load shedding system. *IEEE T Power Syst* 1996 [accessed 05.07.21].
- Koza, J. R. (1992a). *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Καίμπριτζ, Μασσαχουσέτη: MIT Press.
- Kundur P. Power system stability and control. 1st ed., United States of America; 1994.



- Laghari J.A. , Mokhlis H. , Bakar A.H.A., Hasmainsi Mohamad, Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review, *Energy Conversion and Management* 75 (2013) <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf> [accessed 05.07.21]
- Lai, Loi Lei, 1998, *Intelligent system applications in power engineering: evolutionary programming and neural networks*, John Willey & Sons, UK.
- Lee CH, Hsieh SC. Lessons learned from the power outages on 29 July and 21 September 1999 in Taiwan. IET Gener Transm Dis 2002[accessed 05.07.21].
- Li, Z.; Wang, S.; Zheng, X.; de Leon, F.; Hong, T. Dynamic demand response using customer coupons considering multiple load aggregators to simultaneously achieve efficiency and fairness. *IEEE Trans. Smart Grid* 2018[accessed 05.07.21]
- Liao, S.H. Expert system methodologies and applications-a decade review from 1995 to 2004. *Expert Syst. Appl.* 2005, [accessed 05.07.21]
- Lopes JAP, Wong Chan W, Proenca LM. Genetic algorithms in the definition of optimal load shedding strategies. *Int Conf Electr Power Eng* 1999[accessed 05.07.21].
- Lu H, Sriyanyong P, Song YH, Dillon T. Experimental study of a new hybrid PSO with mutation for economic dispatch with non-smooth cost function. *Int J Electr Power* 2010[accessed 05.07.21].
- Luan WP, Irving MR, Daniel JS. Genetic algorithm for supply restoration and optimal load shedding in power system distribution networks. *IET Gener Transm Dis* 2002; [accessed 05.07.21].
- Lukic M, Kuzle I, Tesnjak S. An adaptive approach to setting underfrequency load shedding relays for an isolated power system with private generation. *9th Mediterranean Electrotech Conf* 1998[accessed 05.07.21].
- Mahat P, Zhe C, Bak-Jensen B. Underfrequency load shedding for an islanded distribution system with distributed generators. *IEEE T Power Deliver* 2010; [accessed 05.07.21].
- Makarov YV, Reshetov VI, Stroev A, Voropai I. Blackout prevention in the United States, Europe, and Russia. *IEEE Proc* 2005 [accessed 05.07.21].
- 
- MANDIC, D., CHAMBERS, J., 2001. *Recurrent Neural Networks for Prediction: Learning Algorithms, Architectures and Stability*. Wiley.
- Marzband, M.; Yousefnejad, E.; Sumper, A.; Dominguez-Garcia, J.L. Real time experimental implementation of optimum energy management system in standalone microgrid by using multi-layer ant colony optimization. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2016 [accessed 05.07.21]
- Marks, R. (1993). Intelligence: Computational versus Artificial. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 4(5), 737-739. McCarthy, J. (1960). Recursive Functions of Symbolic Expressions and Their Computation by Machine (Part I). *Communications of the ACM*, 3(4), 184-195. Ανακτήθηκε από <http://www-formal.stanford.edu/jmc/recursive.pdf> [accessed 05.07.21]
- Mavrovouniotis M.L. Chang S. (1992), Hierarchical neural networks, <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/009813549280053C> [accessed 05.07.21]

- McCulloch, W.S., & Pitts, W.H. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133. Ανακτήθηκε από <http://www.minicomplexity.org/pubs/1943-mcculloch-pitts-bmb.pdf> [accessed 05.07.21]
- Mendonça de Paiva Gabriel, Sergio Pires Pimentel, Bernardo Pinheiro Alvarenga, Enes Gonçalves Marra, Marco Mussetta, Sonia Leva (2020). Multiple Site Intraday Solar Irradiance Forecasting by Machine Learning Algorithms: MGGP and MLP Neural Networks. <https://www.mdpi.com/1996-1073/13/11/3005> [accessed 05.07.21]
- Minsky, M. (1975). A Framework for Representing Knowledge. Στο P.H. Winston (εκδ.), *The Psychology of Computer Vision*. Νέα Υόρκη: McGraw-Hill.
- Minsky, M. (1977). Frame theory. Στο P.N. Johnson-Laird & P.C. Wason (επιμ.), *Thinking: Reasonings in Cognitive Science*. Καίμπριτζ: Cambridge University Press.
- Mishra S, Dash PK, Panda G. TS-fuzzy controller for UPFC in a multimachine power system. *IET Gener Transm Dis* 2000; [accessed 05.07.21].
- Mitchell MA, Lopes JAP, Fidalgo JN, McCalley JD. Using a neural network to predict the dynamic frequency response of a power system to an underfrequency load shedding scenario. *IEEE Power Eng Soc* 2000; [accessed 05.07.21].
- Moazzami M, khodabakhshian A. A new optimal adaptive under frequency load shedding using artificial neural networks. *Iranian Conf on Electr Eng (ICEE) 2010*: [accessed 05.07.21].
- Mohd Zin AA, Mohd Hafiz H, Aziz MS. A review of under-frequency load shedding scheme on TNB system. *Proc Natl Power Energy Conf 2004*[accessed 05.07.21].
- Mohkhlis H, Laghari JA, Bakar AHA, Karimi M. A fuzzy based under-frequency load shedding scheme for islanded distribution network connected with DG. *Int Rev Electr Eng* 2012; [accessed 05.07.21].
- Momoh James A., EL-Hawary Mohamed E., 2000, *Electric systems, dynamics, and stability with artificial intelligence*, Marcel Dekker, Inc. USA.
- Mori H. An artificial neural-net based method for estimating power system dynamic stability index. *Proc Int Forum Appl Neural Networks Power Syst 1991*: [accessed 05.07.21].
- Nazmul Siddique and Hojjat Adeli*. Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. *John Wiley & Sons, 2013*.
- Neri, F.; Tirronen, V. Recent advances in differential evolution: a survey and experimental results. *Artif. Intell. Rev.* **2010**[accessed 05.07.21]
- Newell, A., & Simon, H.A.(1976). Computer science as empirical inquiry: symbols and search. *Communications of the ACM*, 19 (3),.
- Novosel D, King RL. Using artificial neural networks for load shedding to alleviate overloaded lines. *IEEE T Power Deliver* 1994[accessed 05.07.21].
- Omid E. David , Iddo Greental (2014) Genetic algorithms for evolving deep neural networks. [https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2598394.2602287?casa\\_token=axlxsIVpXSMAAAA:0qFbSEZ14UR7Ks0BrMNF0QVFoAsqIc2uQLIRMwzFQLewkSh7vdXqgeunFddGaav8q2g-widxl-51pw](https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2598394.2602287?casa_token=axlxsIVpXSMAAAA:0qFbSEZ14UR7Ks0BrMNF0QVFoAsqIc2uQLIRMwzFQLewkSh7vdXqgeunFddGaav8q2g-widxl-51pw) [accessed 05.07.21]
- Onat N, Ersoz S. Analysis of wind climate and wind energy potential of regions in Turkey. *Energy* 2011; [accessed 05.07.21].

- Park DC, El-Sharkawi MA, Marks II RJ, Atlas LE, Damborg MJ. Electric load forecasting using an artificial neural network. IEEE T Power Syst 1991[accessed 05.07.21].
- Pavlos S. Georgilakis, Review of Computational Intelligence Methods for Local Energy Markets at the Power Distribution Level to Facilitate the Integration of Distributed Energy Resources: State-of-the-art and Future Research, Published: 1 January 2020, <https://www.mdpi.com/journal/energies> [accessed 05.07.21]
- Pourbeik P, Kundur PS, Taylor CW. The anatomy of a power grid blackout - root causes and dynamics of recent major blackouts. IEEE Power Energy M 2006; [accessed 05.07.21].
- Power outage in world. <[http://siteresources.worldbank.org/EXTESC/Resources/Approach\\_paper\\_annexes\\_14\\_October\\_2009.pdf](http://siteresources.worldbank.org/EXTESC/Resources/Approach_paper_annexes_14_October_2009.pdf)> [accessed 05.07.21].
- Rad BF, Abedi M. An optimal load-shedding scheme during contingency situations using meta-heuristics algorithms with application of AHP method. Int Conf Optimiz Electr Electron Equip 2008; [accessed 05.07.21].
- Ramos C., “Ambient Intelligence Environments,” to be published in the Encyclopedia of Artificial Intelligence, J. Rabupal, J. Dorado, and A. Sierra, eds., Information Science Reference, 2008
- Ramos C., Augusto J. C., Shapiro D., “Ambient Intelligence – the Next Step for Artificial Intelligence,” <https://www.computer.org/csdl/magazine/ex/2008/02/mex2008020015/13rRUxlgxZP> [accessed 05.07.21]
- Rechenberg, I.(1973). *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme undPrinzipien der biologischen Evolution*. Στουτγκάρδη: Frommann-Holzboog.
- Reddy MJ, Mohanta DK. Adaptive-neuro-fuzzy inference system approach for transmission line fault classification and location incorporating effects of power swings. IET Gener Transm Dis 2008; [accessed 05.07.21].
- Rich, E., & Knight, K. (1990). *Artificial Intelligence* (2<sup>η</sup> έκδοση). McGraw-Hill Higher Education.
- Rich, E. Knight, K. & Nair, S.B. (2009). *Artificial Intelligence* (3<sup>η</sup> έκδοση). Νέο Δελχί: Tata McGraw-Hill Higher Education.
- Ruhua Y, Eghbali HJ, Nehrir MH. An online adaptive neuro-fuzzy power system stabilizer for multimachine systems. IEEE T Power Syst 2003; [accessed 05.07.21]
- Rumelhart, D. E., & McClelland, J. L. (1986). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition* (2 τόμοι). Καίμπριτζ, Μασσαχουσέτη: MIT Press.
- RUMELHART, D.E., HINTON G.E., WILLIAMS R.J., 1986. Learning internal representations by error propagation. In D.E and J.L. Mc Clelland. Eds Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure cognition MIT Press, Cambridge MA
- Purnomo MH, Patria CA, Purwanto E. Adaptive load shedding of the power system based on neural network. TENCON Proc Comput, Commun, Control Power Eng 2002: [accessed 05.07.21].
- Saadat H. Power system analysis. 1st ed. Singapore: McGraw-Hill; 1999. [accessed



05.07.21]

Sadati N, Amraee T, Ranjbar AM. A global particle swarm-based-simulated annealing optimization technique for under-voltage load shedding problem. *Appl Soft Comput* 2009; [accessed 05.07.21].

Safari A, Shayeghi H. Iteration particle swarm optimization procedure for economic load dispatch with generator constraints. *Exp Syst Appl* 2011; [accessed 05.07.21].

Sallam AA, Khafaga AM. Fuzzy expert system using load shedding for voltage instability control. *Eng Syst Conf Power Eng* 2002; [accessed 05.07.21].

Sanaye-Pasand M, Davarpanah M. A new adaptive multidimensional load shedding scheme using genetic algorithm. *Canadian Conf on Electr Comput Eng* 2005; [accessed 05.07.21].

---

Sánchez-García José Luis; Espinosa-Juárez Elisa; Flores Juan J., Short term photovoltaic power production using a hybrid of nearest neighbor and artificial neural networks, Published in: 2016 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition-Latin America (PES T&D-LA)

Sasikala J, Ramaswamy M. Fuzzy based load shedding strategies for avoiding voltage collapse. *Appl Soft Comput* 2011; [accessed 05.07.21].

Shayeghi H, Shayanfar HA, Jalilzadeh S, Safari A. Design of output feedback UPFC controller for damping of electromechanical oscillations using PSO. *Energ Convers Manage* 2009; [accessed 05.07.21].

Shayeghi H, Shayanfar HA, Jalilzadeh S, Safari A. A PSO based unified power flow controller for damping of power system oscillations. *Energ Convers Manage* 2009; [accessed 05.07.21].

Shayeghi H, Jalili A, Shayanfar HA. Multi-stage fuzzy load frequency control using PSO. *Energ Convers Manage* 2008; [accessed 05.07.21]

SCHMIDHUBER, J., 1989. A local learning algorithm for dynamic feedforward and recurrent networks. *Connection Science*.

Schofield, J. (2014). Computer chatbot 'Eugene Goostman' passes the Turing test. Ανακτήθηκε από <http://www.zdnet.com/article/computer-chatbot-eugene-goostman-passes-the-turing-test/> [accessed 05.07.21]

Sobajic Dejan J., 1993, *Neural network computing for the electric power industry*, Routledge Publisher, USA.

Sobajic DJ, Pao YH. Artificial neural-net based dynamic security assessment for electric power systems. *IEEE T Power Syst* 1989; [accessed 05.07.21].

Song Yong-Hua Song, Johns Allan, Aggrawal Raj, 1996. *Computation intelligence applications to power systems*, Kluwer Academic Publishers, USA.

SOO-YOUNG KIM, YOUNG-HOON LEE & DILLIP AGNIHOTRI | Published online: 27 Apr 2007, A hybrid approach to sequencing jobs using heuristic rules and neural networks, [https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09537289508930302?casa\\_token=6nkA9LFVowW8AAAAA:ULeYIqBRdsx-FxoZnvI3\\_QJTl66hxVA95PcQ0owmXVSMnduP7BMarVtuMmXMo98r2tGkrbFg6UGpeA](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09537289508930302?casa_token=6nkA9LFVowW8AAAAA:ULeYIqBRdsx-FxoZnvI3_QJTl66hxVA95PcQ0owmXVSMnduP7BMarVtuMmXMo98r2tGkrbFg6UGpeA) [accessed 05.07.21]

- Stuart Russell and Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall Press, Upper Saddle River, NJ, USA, 2009.
- Sugeno, M. (1983). *Fuzzy theory IV* (σημειώσεις διάλεξης στα ιαπωνικά), *J. SICE* 22, 554-559.
- Tang J, Liu J, Ponci F, Monti A. Adaptive load shedding based on combined frequency and voltage stability assessment using synchrophasor measurements. IEEE T Power Syst 2013; [accessed 05.07.21].
- Thalassinakis EJ, Dialynas EN, Agoris D. Method combining ANNs and Monte Carlo simulation for the selection of the load shedding protection strategies in autonomous power systems. IEEE T Power Syst 2006; [accessed 05.07.21].
- Turing, A. (1950). Computing Machinery and Intelligence, *Mind*, 59, 433-460. Ανακτήθηκε από <http://www.loebner.net/Prizef/TuringArticle.html>
- Tso SK, Zhu TX, Zeng QY, Lo KL. Investigation of extended fuzzy reasoning and neural classification for load-shedding prediction to prevent voltage instability. *Electr Power Syst Res* 1997; [accessed 05.07.21].
- Tso SK, Zhu TX, Zeng QY, Lo KL. Evaluation of load shedding to prevent dynamic voltage instability based on extended fuzzy reasoning. *IET Gener* [accessed 05.07.21].
- USA power blackout report; 2011. <<http://powerquality.eaton.com/blackouttracker>> [accessed 05.07.21].
- Vazquez-Canteli, J.R.; Nagy, Z. Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques. *Appl. Energy* 2019, [accessed 05.07.21]
- Vankayala, V.S.S.; Rao, N.D. Artificial neural networks and their applications to power systems—A bibliographical survey. *Elect. Power Syst. Res.* 1993, [accessed 05.07.21]
- Venkatesh B, George MK, Gooi HB. Fuzzy OPF incorporating UPFC. IET Gener Transm Dis 2004; [accessed 05.07.21].
- Vijayalakshmi . S. and Girish G. P. (2015), “Artificial Neural Networks for Spot Electricity Price Forecasting: A Review”
- Wang J-W, Rong L-L. Robustness of the western United States power grid under edge attack strategies due to cascading failures. Safe Sci 2011; [accessed 18.07.21].
- Warwick K., Ekwue Arthur, Aggarwal Raj, 1997, *Artificial intelligence techniques in power systems*, IEE UK.
- Wehenkel Louis A., 1998, *Automatic learning techniques in power systems*, Kluwer academic publisher, USA.
- WERBOS, P.J., 1974. Beyond Regression: New tools for prediction and analysis in the Behavioral Science., Doctoral Dissertation, Applied Mathematics, Harvard University, Boston MA.
- White D, Roschelle A, Peterson P, Schlissel D, Biewald B, Steinhurst W. The 2003 blackout: solutions that won't cost a Fortune. The Electr J 2003; [accessed 18.07.21].
- Winston, P. H. (1992). *Artificial Intelligence* ( 3<sup>η</sup> έκδοση ). Reading, Μασσαχουσέτη : Addison-Wesley. Ανακτήθηκε από <http://courses.csail.mit.edu/6.034f/ai3/rest.pdf>

- Wisittipanit, N.; Wisittipanich, W. Comparison of particle swarm optimization and differential evolution for aggregators' profit maximization in the demand response system. *Eng. Optim.* 2018, [accessed 18.07.21]
- WONG, E., 1991. Stochastic neural networks, *Algorithmica*, Volume 6, Numbers 1-6, pp. 466-478.
- Wong J-J, Su C-T, Liu C-S, Chang C-L. Study on the 729 blackout in the Taiwan power system. *Int J Electr Power* 2007; [accessed 05.07.21].
- Worrall D., (2013) Artificial Neural Networks to Predict the Power Output of a PV Panel, <https://www.hindawi.com/journals/ijp/2014/193083/>
- Ying-Yi H, Po-Hsuang C. Genetic-based underfrequency load shedding in a stand-alone power system considering fuzzy loads. *IEEE T Power Deliver* 2012; [accessed 18.07.21].
- Yuan X, Su A, Yuan Y, Nie H, Wang L. An improved PSO for dynamic load dispatch of generators with valve-point effects. *Energy* 2009[accessed 18.07.21]
- Yue, J.; Hu, Z.; Li, C.; Vasquez, J.C.; Guerrero, J.M. Economic power schedule and transactive energy through an intelligent centralized energy management system for a DC residential distribution system. *Energies* 2017, [accessed 05.07.21]
- Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets, *Information and Control*, 8 (3), 338-353.
- Zadeh, L.A. (1968). Fuzzy Algorithms, *Information and Control*, 12, 99-102
- ZareNezhad B, Aminian A. Accurate prediction of sour gas hydrate equilibrium dissociation conditions by using an adaptive neuro fuzzy inference system. *Energ Convers Manage* 2012; [accessed 18.07.21].
- Zhang W, Liu Y. Multi-objective reactive power and voltage control based on fuzzy optimization strategy and fuzzy adaptive particle swarm. *Int J Electr Power* 2008; [accessed 18.07.21].
- Zhao X, Zhang X, He B. Study on self organized criticality of China power grid blackouts. *Energ Convers Manage* 2009; [accessed 18.07.21].
- Zin AAM, Hafiz HM, Wong WK. Static and dynamic under-frequency load shedding: a comparison. *Int Conf Power Syst Technol* 2004; [accessed 18.07.21] In Laghari J.A. , Mokhlis H. , Bakar A.H.A., Hasmaini Mohamad, Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review, *Energy Conversion and Management* 75 (2013) <https://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/52135.pdf>
- Γεωργακόπουλος Σ. (2019) «Μέθοδοι Υπολογιστικής Νοημοσύνης για Εφαρμογές σε Περιβάλλοντα Διάχυστης Νοημοσύνης», Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας
- Γεωργούλη Κ. (2015) Τεχνητή Νοημοσύνη, μια εισαγωγική προσέγγιση. Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα
- Γιαννακού Ε. (2019). Πρόβλεψη Ηλεκτρικής Ενέργειας από Φωτοβολταϊκά. Διπλωματική εργασία ΑΠΘ, Θεσσαλονίκη.

ΤΖΙΜΑΣ Χ. (2007) ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΘΕΩΡΙΑ ΕΛΕΓΧΟΥ.

Σταματάκης Π. (2008). Πρόβλεψη κατανάλωσης ηλεκτρικού φορτίου με νευρωνικά δίκτυα και γενετικούς αλγορίθμους. Διπλωματική εργασία, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά

Τσουχνικά Μ. (2017) Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές. Διπλωματική Εργασία

Τσαγκαράτος Π. (2012). Διερεύνηση της τεχνικογεωλογικής συμπεριφοράς των γεωλογικών σχηματισμών με τη χρήση πληροφοριακών συστημάτων. Διδακτορική διατριβή. Ανάκτηση από <https://docplayer.gr/40049403-Ethniko-metsovio-polytehneio-sholi-mihanikon-metalleion-metalloyrgon.html> [accessed 18.07.21]