



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης για τη διαχείριση της ζήτησης
για έξυπνη ενέργεια**

Διπλωματική Εργασία

Παυλίδης Ευφραίμ

Επιβλέπουσα: Τσομπανοπούλου Παναγιώτα

Φεβρουάριος 2023



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

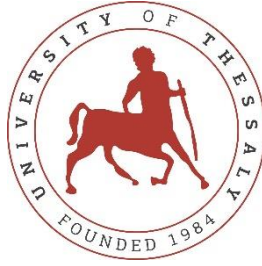
**Εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης για τη διαχείριση της ζήτησης
για έξυπνη ενέργεια**

Διπλωματική Εργασία

Παυλίδης Ευφραίμ

Επιβλέπουσα: Τσομπανοπούλου Παναγιώτα

Φεβρουάριος 2023



UNIVERSITY OF THESSALY

SCHOOL OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

**Application of Artificial Intelligence for Smart Energy Demand
Management**

Diploma Thesis

Pavlidis Effraim

Supervisor: Tsompanopoulou Panagiota

February 2023

Εγκρίνεται από την Επιτροπή Εξέτασης:

Επιβλέπουσα **Τσομπανοπούλου Παναγιώτα**

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και
Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Μέλος **Μπαργιώτας Δημήτριος**

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών
Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Μέλος **Τσουκαλάς Ελευθέριος**

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών
Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

**ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ ΠΕΡΙ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΗΣ ΔΕΟΝΤΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ
ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ**

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ρητά ότι η παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας, αποτελούν αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλουν οποιασδήποτε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχουν έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή/και πηγές άλλων συγγραφέων αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Δηλώνω επίσης ότι τα αποτελέσματα της εργασίας δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την απόκτηση άλλου πτυχίου. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής.

Ο Δηλών

Παυλίδης Ευφραίμ

DISCLAIMER ON ACADEMIC ETHICS AND INTELLECTUAL PROPERTY RIGHTS

Being fully aware of the implications of copyright laws, I expressly state that this diploma thesis, as well as the electronic files and source codes developed or modified in the course of this thesis, are solely the product of my personal work and do not infringe any rights of intellectual property, personality and personal data of third parties, do not contain work / contributions of third parties for which the permission of the authors / beneficiaries is required and are not a product of partial or complete plagiarism, while the sources used are limited to the bibliographic references only and meet the rules of scientific citing. The points where I have used ideas, text, files and / or sources of other authors are clearly mentioned in the text with the appropriate citation and the relevant complete reference is included in the bibliographic references section. I also declare that the results of the work have not been used to obtain another degree. I fully, individually and personally undertake all legal and administrative consequences that may arise in the event that it is proven, in the course of time, that this thesis or part of it does not belong to me because it is a product of plagiarism.

The Declarant

Pavlidis Effraim

Ευχαριστίες

Πρωτίστως θα ήθελα να ευχαριστήσω την καθηγήτρια και επιβλέπουσα της διπλωματικής μου, κυρία Τσομπανοπούλου Παναγιώτα για την βοήθεια και καθοδήγηση που μου προσέφερε, καθώς και την επιτροπή επίβλεψης, απαρτιζόμενη από τους κυρίους Τσουκαλά Ελευθέριο και Μπαργιώτα Δημήτριο. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την οικογένεια μου, για την αμέριστη βοήθεια και υποστήριξη που μου προσέφερε σε όλα τα χρόνια των σπουδών μου.

Εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης για τη διαχείριση της ζήτησης για έξυπνη ενέργεια

Παυλίδης Ευφραίμ

Περίληψη

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία αναφέρεται στην ανάλυση της βέλτιστης διαχείρισης της παραγόμενης από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (ΑΠΕ) ηλεκτρικής ενέργειας. Η παραγόμενη ενέργεια από ΑΠΕ παρουσιάζει ορισμένες ιδιαιτερότητες, όπως μη σταθερή ροή καθ' όλο το εικοσιτετράωρο, εξάρτηση του εξοπλισμού από τις καιρικές συνθήκες, κ.α. Ως εκ τούτου καθίσταται επιτακτική η ανάγκη χρησιμοποίησης μεθόδων βελτιστοποίησης της χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας από ΑΠΕ. Μια μέθοδος βελτιστοποίησης είναι η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης και των νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με την αρχιτεκτονική των μικροδικτύων για τη διανομή και εκμετάλλευση της ηλεκτρικής ενέργειας.

Λέξεις-κλειδιά:

Μικροδίκτυα, Τεχνητή Νοημοσύνη, Τεχνητά νευρωνικά Δίκτυα, Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

Diploma Thesis

Application of Artificial Intelligence for Smart Energy Demand Management

Pavlidis Effraim

Abstract

This Diploma Thesis refers to the of optimal management of produced electricity by renewable energy sources (RES). The energy produced by RES presents certain peculiarities, such as non-constant flow around the clock, dependence of the equipment on weather conditions, etc. Therefore, the need to use methods to optimize the use of electricity from RES becomes imperative. An optimization method is obtained by using artificial intelligence and neural networks in combination with microgrid architecture for the distribution and exploitation of electricity.

Keywords:

Microgrids, Artificial Intelligence, Artificial Neural Networks, Renewable Energy Sources

Πίνακας περιεχομένων

<i>Ευχαριστίες.....</i>	<i>xi</i>
<i>Περίληψη.....</i>	<i>xiii</i>
<i>Abstract</i>	<i>xiv</i>
<i>Πίνακας περιεχομένων.....</i>	<i>xv</i>
<i>Κατάλογος εικόνων</i>	<i>xviii</i>
<i>Κατάλογος σχημάτων.....</i>	<i>xx</i>
<i>Κατάλογος πινάκων</i>	<i>xxi</i>
<i>Κατάλογος διαγραμμάτων</i>	<i>I</i>
<i>Συντομογραφίες.....</i>	<i>II</i>
<i>Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή</i>	<i>1</i>
<i>Κεφάλαιο 2 Μικροδίκτυα και διασπαρμένη παραγωγή.....</i>	<i>4</i>
2.1 Γενικά – Είδη και κατηγορίες μικροδικτύων	4
2.2 Νησιδοποίηση (Islanding)	6
2.2.1 Ακούσια νησιδοποίηση	6
2.2.2 Εκούσια νησιδοποίηση	7
2.3 Ενσωμάτωση περισσότερης ποικιλομορφίας, συμπεριλαμβανομένης της κατανεμημένης ανανεώσιμης ενέργειας	8
2.4 Κατανεμημένοι ενεργειακοί πόροι	10
2.4.1 Οφέλη από κατανεμημένους ενεργειακούς πόρους	12
2.5 Ο γενναίος νέος κόσμος των μικροδικτύων	13
<i>Κεφάλαιο 3 Παρουσίαση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.....</i>	<i>14</i>
3.1 Τι είναι οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας.....	14
3.2 Βρώμικη ενέργεια	15
3.3 Τύποι ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.....	15

3.3.1	Ηλιακή ενέργεια	15
3.3.2	Αιολική ενέργεια	16
3.3.3	Υδροηλεκτρική ενέργεια	17
3.3.4	Ενέργεια Βιομάζας	18
3.3.5	Γεωθερμική ενέργεια	18
3.3.6	Παλιρροιακή και κυματική ενέργεια	19
Κεφάλαιο 4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα		20
4.1	Εισαγωγή	20
4.1.1	Η δύναμη των δεδομένων	21
4.2	Αρχή λειτουργίας τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ).....	21
4.3	Είδη εκπαίδευσης ΤΝΔ.....	22
4.3.1	Εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning).....	23
4.3.2	Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning).....	24
4.4	Βασικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων	26
4.4.1	ADALINE	26
4.4.2	Πολυστρωματικό Perceptron (Multi Layer Perceptron -MLP)	26
4.4.3	Νευρωνικό Δίκτυο Elman (Elman Neuron Network - ENN)	26
4.4.4	Δίκτυο λειτουργίας ακτινικής βάσης (Radial basis function network- RBFN).....	27
4.4.5	Νευρωνικό Δίκτυο Γενικής Παλινδρόμησης (General Regression Neural Network GRNN) ..	27
4.4.6	Βαθιά νευρωνικά δίκτυα (Deep Neural Networks DNN)	27
4.5	Διασπαρμένη παραγωγή και τεχνητή νοημοσύνη (ΤΝ).....	28
4.6	Η πρόκληση της τεχνητής νοημοσύνης στα μικροδίκτυα: Πρόβλεψη του απρόβλεπτου ...	30
4.7	Πώς η ΤΝ μεταμορφώνει τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας	32
4.8	Ένα παράδειγμα εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης στις ΑΠΕ.....	34
Κεφάλαιο 5 Αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης για τον έλεγχο των δεδομένων στα μικροδίκτυα		36
5.1	Προεπεξεργασία δεδομένων	36
5.2	Παραδοσιακές μέθοδοι προεπεξεργασίας δεδομένων	36

5.2.1	Μέθοδος διαμήκους πλήρωσης	37
5.2.2	Μέθοδος πλήρωσης πρόβλεψης παλινδρόμησης	37
5.2.3	Μέθοδος πλήρωσης κανονικής τιμής διαστήματος	37
5.3	Έξυπνες μέθοδοι προεπεξεργασίας δεδομένων	38
5.4	Κοινοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης.....	38
5.4.1	Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με βάση το SVM	39
5.4.2	Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με βάση το τυχαίο δάσος.....	40
5.4.3	Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με βάση το LSTM.....	41
5.5	Τα Νευρωνικά Δίκτυα στον πρωτογενή έλεγχο των μικροδικτύων.....	44
5.5.1	Παρακολούθηση PV MPP.....	44
5.5.2	Παρακολούθηση MPP αιολικής ενέργειας	48
5.6	Οι προκλήσεις της εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης σε ολόκληρο τον τομέα των ΑΠΕ	49
Κεφάλαιο 6 Συμπεράσματα.....		51
Βιβλιογραφία.....		52

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1.1: Η σημερινή φιλοσοφία/ αρχιτεκτονική των δικτύων ηλεκτρικής ενέργειας (αριστερά) και η αρχιτεκτονική ενός έξυπνου δικτύου του μέλλοντος (δεξιά) (https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2013/smart_grids.pdf?la=en&hash=08F3E571B5580F017E70BCD1EC39864536681ADB).....	2
Εικόνα 2.1: Παράδειγμα μικροδικτύου (https://www.tonex.com/microgrid-training/)	4
Εικόνα 2.2: Κεντρική διαχείριση μικροδικτύου ειδικά σχεδιασμένου για να ενσωματώνει κατανεμημένη ανανεώσιμη ενέργεια(https://icenet.work/spaces/4/project-development-and-diesel-reduction/articles/ideas/3142/ice-network-colab-summary-microgrid-energy-storage).....	9
Εικόνα 2.3:Ολοκληρωμένη δομή ενός μικροδικτύου(https://www.aemc.gov.au/sites/default/files/content//ERC0191-AEMC-Embedded-Generation-Infographic_FINAL.PDF)	11
Εικόνα 3.1: ΦΒ πάνελ σε στέγη (https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is)	16
Εικόνα 3.2: Ανεμογεννήτριες σε κορυφογραμμή (https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is)	17
Εικόνα 3.3: Φράγμα υδροηλεκτρικού σταθμού (https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is)	17
Εικόνα 3.4: Πηγές βιομάζας(https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is)	18
Εικόνα 3.5: Ο πυρήνας της γης είναι η πηγή της γεωθερμίας (https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is)	19
Εικόνα 3.6: Εγκατάσταση ωκεάνιας ενέργειας (https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is)	19
Εικόνα 4.1: Μετεωρολογικές προβλέψεις, μετρήσεις από μετεωρολογικούς σταθμούς και πληροφορίες από τους σταθμούς παραγωγής των ΑΠΕ συνδυάζονται και με τη βοήθεια της ΤΝ παράγεται ένα μοντέλο πρόβλεψης μέχρι και 10 ημερών (https://www.imagination.net/blog/artificial-intelligence-in-renewable-energy/)	20
Εικόνα 4.2: Βιολογικός και τεχνητός νευρώνας(https://www2.deloitte.com/se/sv/pages/technology/articles/part2-artificial-intelligence-techniques-explained.html)	22
Εικόνα 4.3: Η λογική της εκπαίδευσης με επίβλεψη (https://www.sciencedirect.com/topics/chemical-engineering/supervised-learning)	23

Εικόνα 4.4: Η λογική της εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (https://www.researchgate.net/figure/Unsupervised-Learning-Workflow-73_fig1_265985834).....	25
Εικόνα 4.5: Βασική δομή ενός μικροδικτύου (https://strategicmicrogrid.com/about-microgrids/)	29

Κατάλογος σχημάτων

Σχήμα 5.1: Διάγραμμα RNN και διάγραμμα επέκτασης RNN.(https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1040619020301767).....	41
Σχήμα 5.2: Βασική δομή της μονάδας LSTM(https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1040619020301767).....	43
Σχήμα 5.3: RFNN(Li et al., 2009). (https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197620302372).....	45
Σχήμα 5.4: RBFN(Li et al., 2009).(https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197620302372).....	46
Σχήμα 5.5: Four layer GRNN (Ou and Hong, 2014). (https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197620302372).....	47

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 2.1: Οι μονάδες διασπαρμένης παραγωγής ταξινομούνται ανάλογα με το μέγεθός τους (εγκατεστημένη χωρητικότητα)	12
--	----

Κατάλογος διαγραμμάτων

Διάγραμμα 4.1: Πρόβλεψη του αλγορίθμου σε σύγκριση με την πραγματική παραγόμενη ισχύ (https://deepmind.com/blog/article/machine-learning-can-boost-value-wind-energy).....	35
Διάγραμμα 4.2: Οικονομικό όφελος από τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης (https://deepmind.com/blog/article/machine-learning-can-boost-value-wind-energy) ..	35
Διάγραμμα 5.1: Οι αρχές λειτουργίας της SVM (https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1040619020301767).....	40

Συντομογραφίες

βλπ βλέπε

κ.λπ. και λοιπά

κ.ο.κ και ούτω καθεξής

ΑΠΕ Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

ΜΔ Μικροδίκτυο

DER Κατανεμημένοι ενεργειακοί πόροι

TN Τεχνητή Νοημοσύνη

TND Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

ND Νευρωνικά Δίκτυα

DL Βαθιά Μάθηση

DNN Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα

ΔΠ Διεσπαρμένη Παραγωγή

ΕΔΔ Ενεργά Δίκτυα Διανομής

IoT Διαδίκτυο των πραγμάτων

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

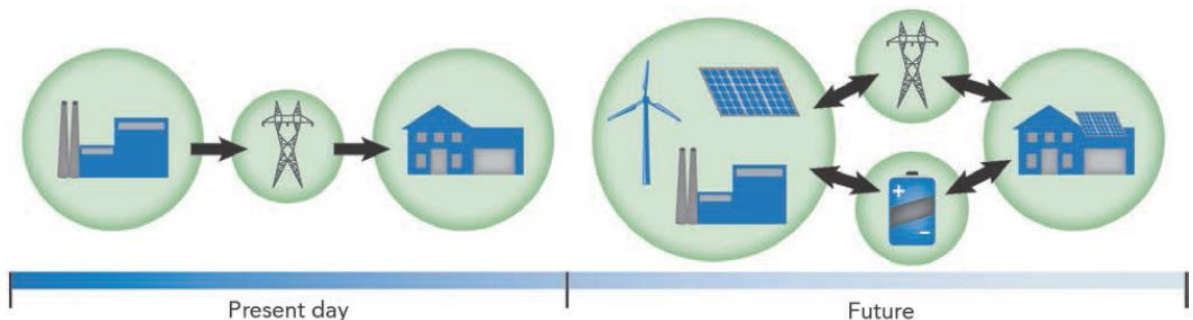
Ο τομέας ηλεκτρικής ενέργειας και ειδικότερα η παραγωγή, μεταφορά και διανομή της ενέργειας θα αλλάξει ριζικά δομή και φιλοσοφία κατά τον 21^ο αιώνα. Τεχνολογίες μηδενικών ή χαμηλών εκπομπών, όπως οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (ΑΠΕ) καταλαμβάνουν συνεχώς όλο και μεγαλύτερο μερίδιο στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό οφείλεται αφενός στο όλο και χαμηλότερο κόστος τους και αφετέρου στην αυξημένη τους ενεργειακή αποδοτικότητα. Με άλλα λόγια η κατεύθυνση είναι προς την έξυπνη ενέργεια, δηλαδή την παραγωγή καθαρής και φθηνής ενέργειας σε συνδυασμό με την αποδοτική διαχείριση και χρήση της .

Τα ποσοστά ηλεκτρικής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές επιβάλλεται να αυξηθούν σημαντικά προκειμένου να επιτευχθεί η Βιώσιμη Ενέργεια για Όλους (Sustainable energy for all - SE4ALL) [1], ενός σχεδίου που στόχο έχει το διπλασιασμό της συμμετοχής των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στον παγκόσμιο χάρτη της ενέργειας μέχρι το 2030. Σε πολλές χώρες τα ποσοστά συμμετοχής ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο δίκτυο είναι τεχνικά και οικονομικά εφικτά, ιδιαίτερα η χρήση ηλιακών και αιολικών τεχνολογιών αυξάνεται συνεχώς.

Ωστόσο, η συνεχόμενη χρήση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας σε όλους τους τύπους δικτύων (κεντρικά και αποκεντρωμένα) προϋποθέτει την αξιοποίηση των έξυπνων δικτύων και των τεχνολογιών των έξυπνων δικτύων. Στα κλασσικά συστήματα δικτύου έχουν ήδη ενσωματωθεί λειτουργίες έξυπνης διαχείρισης, αλλά αυτό χρησιμοποιείται για την εξισορρόπηση της προσφοράς και της ζήτησης. Η λογική των έξυπνων δικτύων αφορά στην χρήση τεχνολογιών πληροφορίας και επικοινωνίας σε συνδυασμό με τεχνητή νοημοσύνη σε κάθε στάδιο (παραγωγή, μεταφορά και κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας) προκειμένου να ελαχιστοποιηθούν οι περιβαλλοντικές επιπτώσεις, να βελτιωθεί η ποιότητα των παρεχόμενων υπηρεσιών και να μειωθεί το κόστος. (Εικόνα 1.1)

Ως αποτέλεσμα των παραπάνω, τα έξυπνα δίκτυα μπορούν να συνδράμουν αποφασιστικά στη βελτίωση του ενεργειακού τοπίου. Παρακάτω παρατίθενται κάποιοι τρόποι:

- Ομαλή ενσωμάτωση ευμετάβλητων ποσοτήτων ενέργειας ανανεώσιμων πηγών ενέργειας
- Υποστήριξη της διασπαρμένης παραγωγής ενέργειας
- Δημιουργία νέων επιχειρηματικών μοντέλων μέσω βελτιωμένων ροών πληροφοριών, εμπλοκή των καταναλωτών και
- Βελτιωμένος έλεγχος συστήματος που παρέχει ευελιξία στην πλευρά της ζήτησης.



Εικόνα 1.1: Η σημερινή φιλοσοφία/ αρχιτεκτονική των δικτύων ηλεκτρικής ενέργειας (αριστερά) και η αρχιτεκτονική ενός έξυπνου δικτύου του μέλλοντος (δεξιά) ¹

Εφαρμογές τεχνολογιών έξυπνων δικτύων συναντώνται παντού ανά τον κόσμο, από δίκτυα σε απομονωμένα νησιά έως δίκτυα μεγαλουπόλεων ή μεγάλων περιοχών. Στις αναπτυγμένες χώρες, με τη βοήθεια των τεχνολογιών των έξυπνων δικτύων, αναβαθμίζεται και εκσυγχρονίζεται το υπάρχον δίκτυο. Για τις αναπτυσσόμενες χώρες, οι τεχνολογίες έξυπνων δικτύων χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη σύγχρονων, ευέλικτων και αποδοτικών δικτύων. Η ανάπτυξη των παραπάνω γίνεται σε πέντε κεφάλαια.

Στο Κεφάλαιο 1 που είναι η εισαγωγή, παρουσιάζεται η δομή των κλασικών δικτύων ηλεκτρικής ενέργειας και επισημαίνεται η σημασία της σύγχρονης προσέγγισης οργάνωσης των δικτύων, δηλαδή τα μικροδίκτυα, ούτως ώστε με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης να είναι δυνατή η διαχείριση της ενέργειας από ΑΠΕ.

¹ <https://www.irena.org/->

[/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2013/smart_grids.pdf?la=en&hash=08F3E571B5580F017E70BCD1EC39864536681ADB](https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2013/smart_grids.pdf?la=en&hash=08F3E571B5580F017E70BCD1EC39864536681ADB)

Στο Κεφάλαιο 2 παρουσιάζεται η δομή και η λειτουργία των μικροδικτύων αλλά και τα προβλήματα που παρουσιάζονται και αναλύεται η έννοια και η σημασία της διασπαρμένης παραγωγής.

Στο Κεφάλαιο 3 πραγματοποιείται η παρουσίαση όλων των μορφών των ανανεώσιμων μορφών ενέργειας και ακολούθως.

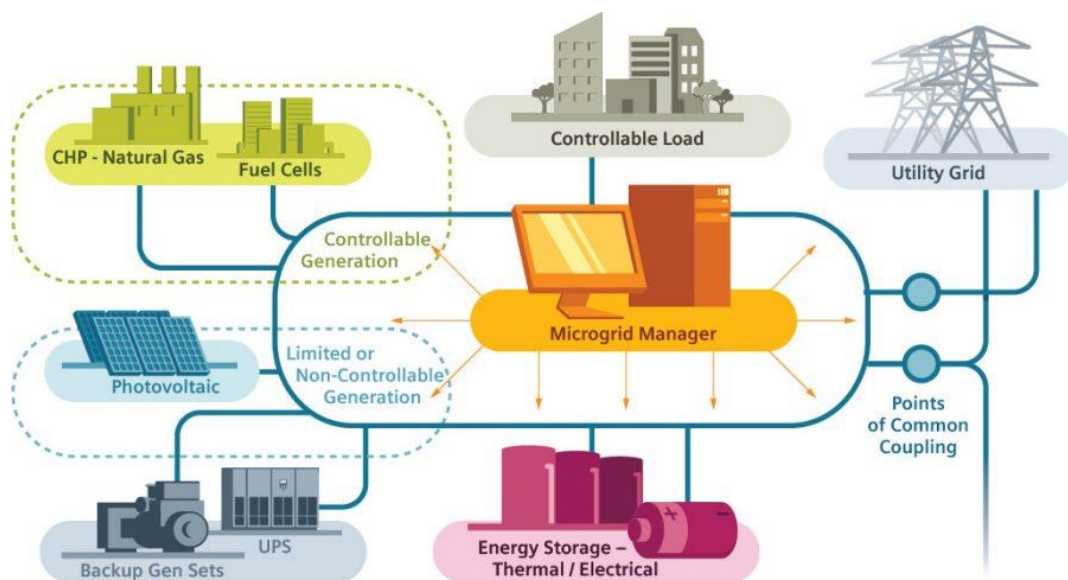
Στο Κεφάλαιο 4 αναλύονται τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ). Παρουσιάζονται τα είδη, οι αρχιτεκτονικές τους και ο τρόπος που συμβάλλουν στη λειτουργία των μικροδικτύων.

Τέλος, στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζεται η λειτουργία αλγόριθμων που χρησιμοποιούν τα ΤΝΔ προκειμένου να προβλέψουν την παραγωγή της ηλεκτρικής ενέργειας με επεξεργασία πληροφοριών από τα μέρη των δικτύων και να συμβάλλουν έτσι στην καλύτερη λειτουργία ολόκληρου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Κεφάλαιο 2 Μικροδίκτυα και διασπαρμένη παραγωγή

2.1 Γενικά – Είδη και κατηγορίες μικροδικτύων

Τα μικροδίκτυα είναι σχετικά μικρά, ελεγχόμενα συστήματα ισχύος που αποτελούνται από μία ή περισσότερες μονάδες παραγωγής συνδεδεμένες με κοντινούς χρήστες που μπορούν να λειτουργήσουν με ή ανεξάρτητα από το τοπικό σύστημα μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας (δηλαδή υψηλής τάσης), που μερικές φορές αναφέρεται ως «μακροδίκτυο». Δεδομένου ότι η ενέργεια (ισχύς και θερμότητα) δημιουργείται κοντά στο σημείο όπου χρησιμοποιούνται, τα μικροδίκτυα είναι μια μορφή κατανεμημένης παραγωγής. Ένα παράδειγμα μικροδικτύου φαίνεται στην (Εικόνα 2.1).



2

Εικόνα 2.1: Παράδειγμα μικροδικτύου

Ιστορικά, τα μικροδίκτυα παρήγαγαν ενέργεια χρησιμοποιώντας συνδυασμένη θερμότητα και ισχύ με καύση ορυκτών καυσίμων (CHP) και γεννήτριες παλινδρομικών κινητήρων. Σήμερα, ωστόσο, τα έργα αξιοποιούν όλο και περισσότερο περισσότερους βιώσιμους πόρους όπως την ηλιακή ενέργεια, την αιολική ενέργεια και την αποθήκευση ενέργειας. Τα μικροδίκτυα μπορούν να λειτουργούν με ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, τουρμπίνες καύσης με φυσικό αέριο ή κυψέλες καυσίμου ή ακόμη και μικρούς αρθρωτούς πυρηνικούς αντιδραστήρες, όταν διατίθενται στο εμπόριο.

² (<https://www.tonex.com/microgrid-training/>)

Μπορούν να τροφοδοτήσουν κρίσιμες εγκαταστάσεις μετά από διακοπή που σχετίζεται με τις καιρικές συνθήκες ή την ασφάλεια που επηρεάζει το ευρύτερο δίκτυο. Τα μικροδίκτυα μπορούν επίσης να είναι η κύρια πηγή ηλεκτρικής ενέργειας για ένα νοσοκομείο, πανεπιστήμιο ή γειτονιά. Ενώ τα μικροδίκτυα ενός χρήστη και μιας πανεπιστημιούπολης, όπως αυτά που εξυπηρετούν μια βιομηχανική τοποθεσία ή στρατιωτική βάση, υπάρχουν εδώ και δεκαετίες, πολλές πόλεις ενδιαφέρονται τώρα για συστήματα που μπορούν να ενσωματώσουν καλύτερα πόρους παραγωγής και φορτίο, να εξυπηρετούν πολλούς χρήστες ή/και να ανταποκρίνονται στο περιβάλλον ή στόχους αντιμετώπισης καταστάσεων έκτακτης ανάγκης.

Είναι δυνατές διάφορες παραλλαγές (και συνδυασμοί) μικροδικτύων και διαμορφώνονται ανάλογα με τους παρακάτω παράγοντες [9]:

- Αριθμός πελατών: Τα μικροδίκτυα μπορούν να εξυπηρετήσουν ένα μεμονωμένο κτίριο, πολλούς πελάτες σε μια περιορισμένη γεωγραφική περιοχή ή πελάτες σε μια ολόκληρη κοινότητα. Τα μικροδίκτυα συνήθως κυμαίνονται σε μέγεθος από 100 κιλοβάτ (kW) έως πολλαπλά μεγαβάτ (MW).
- Τύποι και λειτουργίες φορτίου: Ένα μικροδίκτυο γενικού σκοπού παρέχει ή συμπληρώνει τις υπηρεσίες που θα μπορούσαν διαφορετικά να λάβουν οι πελάτες από το μακροδίκτυο. Ένα «κοινοτικό μικροδίκτυο» εξυπηρετεί έναν δημόσιο σκοπό, όπως την τροφοδοσία αστυνομικών και πυροσβεστικών σταθμών, πύργους κυψέλης και άντληση υδάτων και λυμάτων της πόλης κατά τη διάρκεια έκτακτης ανάγκης. Τα κοινοτικά μικροδίκτυα μπορούν επίσης να εξυπηρετήσουν ανάγκες γενικού σκοπού παρέχοντας ισχύ για την αντικατάσταση ή τη συμπλήρωση της υπηρεσίας από το μακροδίκτυο σε καθημερινή βάση.
- Τύπος σύνδεσης: Ένα σύστημα εκτός δικτύου δεν συνδέεται με το μακροδίκτυο και επομένως πρέπει να αποτελεί επαρκή πηγή ενέργειας για τον πελάτη του. Ένα μικροδίκτυο συνδεδεμένο σε ένα μακροδίκτυο έχει μεγαλύτερη ευελιξία αφού το μακροδίκτυο λειτουργεί ως πρόσθετος πόρος.

Υπάρχουν οι παρακάτω κατηγορίες μικροδικτύων ανάλογα με τον τρόπο διασύνδεσης τους με το κεντρικό δίκτυο και τον σχέση ιδιοκτησίας τους [9].

1. Απομονωμένα μικροδίκτυα εγκαταστάσεων εκτός του κεντρικού δικτύου που εξυπηρετούν εγκαταστάσεις συγκεκριμένου σκοπού, όπως απομακρυσμένες στρατιωτικές βάσεις ή συγκροτήματα κατοικιών σε παραθεριστικές περιοχές.
2. Κοινοτικά μικροδίκτυα τα οποία παρέχουν ηλεκτρική ενέργεια σε περιπτώσεις όπου το κεντρικό δίκτυο δεν είναι προσπελάσιμο (απομακρυσμένες κοινότητες, νησιά).
3. Μικροδίκτυα εγκαταστάσεων (όπως πανεπιστημιούπολεις και νοσοκομεία) διασυνδεδεμένα με το κεντρικό δίκτυο, λειτουργούν επικουρικά και συμπληρωματικά παρέχοντας αυξημένη αξιοπιστία ενέργειας.
4. Κοινοτικά μικροδίκτυα σε διασύνδεση με το κεντρικό δίκτυο. Στην περίπτωση αυτή γίνεται διαμερισμός στη χρήση ενέργειας μιας κοινότητας μεταξύ του μικροδικτύου και του κεντρικού δικτύου.

2.2 Νησιδοποίηση (Islanding)

Τα μικροδίκτυα που συνδέονται με το κεντρικό δίκτυο έχουν δυνατότητα αποσύνδεσης από το κεντρικό δίκτυο. Η λειτουργία αυτή είναι γνωστή ως νησιδοποίηση [2].

Στη νησιδοποίηση ένα τμήμα του ηλεκτρικού δικτύου απομονώνεται προσωρινά από το κύριο δίκτυο αλλά παραμένει ενεργοποιημένο από τους δικούς του πόρους κατανεμημένης παραγωγής. Η νησιδοποίηση μπορεί να είναι ακούσια ή εκούσια. Η ακούσια νησιδοποίηση, μια δυνητικά επικίνδυνη κατάσταση, εμφανίζεται όταν για παράδειγμα μια γεννήτρια αποτυγχάνει να κλείσει σωστά κατά τη διάρκεια ενός σφάλματος του δικτύου. Από την άλλη μεριά, η εκούσια νησιδοποίηση με την κατάλληλη ασφάλεια και τους μηχανισμούς ελέγχου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να παρέχει αξιόπιστες υπηρεσίες σε πελάτες μικροδικτύων σε τοποθεσίες όπου το δίκτυο μεταφοράς και διανομής είναι αναξιόπιστο [2].

2.2.1 Ακούσια νησιδοποίηση

Θεωρείται ανεπιθύμητη κατάσταση, καθώς μπορεί [2].

α) να παρουσιάσει κίνδυνο σε εργαζόμενους γραμμής που μπορεί να υποθέσουν ότι οι γραμμές δεν ενεργοποιούνται κατά τη διάρκεια βλάβης του κεντρικού δικτύου,

β) αποτρέπουν κεντρικό έλεγχο της ποιότητας ισχύος και

γ) προκαλούν ζημιά σε εξοπλισμό του κοινού δικτύου ή πελάτη κατά τη στιγμή της επανασύνδεσης, εάν δεν έχει συντονιστεί σωστά.

Οι ανησυχίες των επιχειρήσεων παροχής ηλεκτρικής ενέργειας σχετικά με την ακούσια νησιδοποίηση ήταν ένα σημαντικό εμπόδιο στην ευρεία χρησιμοποίηση της κατανεμημένης παραγωγής. Ως επί το πλείστον, αυτές οι ανησυχίες αντιμετωπίζονται μέσω των χαρακτηριστικών αντινησιδοποίησης σε διαδραστικούς μετατροπείς δικτύου και των διατάξεων που περιλαμβάνονται σε πρότυπα όπως το Underwriters Laboratories (UL) 1741 και IEEE 1547.

Οι μέθοδοι ανίχνευσης νησιδοποίησης ταξινομούνται ευρέως ως παθητικές ή ενεργητικές. Οι παθητικές μέθοδοι (που χρησιμοποιούνται τόσο με μετατροπείς όσο και σε γεννήτριες) περιλαμβάνουν την ανίχνευση υπέρ/υπό συχνότητας, υπέρ/υπό τάση, ρυθμού αλλαγής συχνότητας, άλμα φάσης τάσης (μετατόπιση διανύσματος τάσης) και αντίστροφη ροή άεργου ισχύος. Στις ενεργές μεθόδους, που συνήθως ενσωματώνονται σε διαδραστικούς μετατροπείς δικτύου, ο μετατροπέας προσπαθεί συνεχώς να οδηγεί την τάση και/ή τη συχνότητα εκτός αποδεκτού εύρους χρησιμοποιώντας θετική ανάδραση.

2.2.2 Εκούσια νησιδοποίηση

Υπάρχουν περιπτώσεις υπό τις οποίες μπορεί να είναι επιθυμητή η λειτουργία νησιδοποίησης. Στην περίπτωση ύπαρξης μίνι δικτύου που είναι ενσωματωμένο με ένα κεντρικό δίκτυο που έχει αποδειχθεί ότι είναι επιρρεπές σε προβλήματα αξιοπιστίας, η διασύνδεση μίνι δικτύου μπορεί να σχεδιαστεί με τρόπο που να επιτρέπει στο μίνι δίκτυο να συνεχίσει να λειτουργεί αυτόνομα και να παρέχει αδιάλειπτη εξυπηρέτηση στους τοπικούς πελάτες κατά τη διάρκεια διακοπών στο κύριο δίκτυο. Αυτή η ικανότητα είναι γνωστή ως σκόπιμη νησιδοποίηση.

Η πολιτική σχετικά με τη διασύνδεση με το δίκτυο, αυτόνομων μίνι δικτύων θα πρέπει να επιτρέπει τη συντήρηση και τη μελλοντική δυνατότητα αυτόνομης λειτουργίας, υπό την προϋπόθεση ότι αυτό μπορεί να γίνει με ασφάλεια. Το πρότυπο 1547.4-2011 του IEEE αντιμετωπίζει συγκεκριμένα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας που περιλαμβάνουν εκούσια νησιδοποίηση.

Η εφαρμογή εκούσιας νησιδοποίησης απαιτεί από το σύστημα να εκτελεί αρκετά βήματα, προκειμένου να εξασφαλιστεί αξιοπιστία και συγχρονισμός [2].

1. Η γεννήτρια του μικροδικτύου θα πρέπει να αναγνωρίσει μια μη φυσιολογική κατάσταση στο δίκτυο κοινής ωφέλειας και να αποσυνδεθεί με έναν διακόπτη κυκλώματος, έτσι ώστε να διαχωρίζει τη γεννήτρια και το φορτίο του μικροδικτύου από το κύριο δίκτυο
2. Κατά την αποσύνδεση, η γεννήτρια πρέπει αμέσως να μεταβεί από «συγχρονισμένο mode" σε "αυτόνομη λειτουργία"
3. Το σύστημα πρέπει να συνεχίσει να ανιχνεύει την τάση γραμμής στο κύριο δίκτυο και όταν το κύριο δίκτυο επιστρέψει σε σταθερές συνθήκες, ξεκινά επανασύνδεση

2.3 Ενσωμάτωση περισσότερης ποικιλομορφίας, συμπεριλαμβανομένης της κατανεμημένης ανανεώσιμης ενέργειας

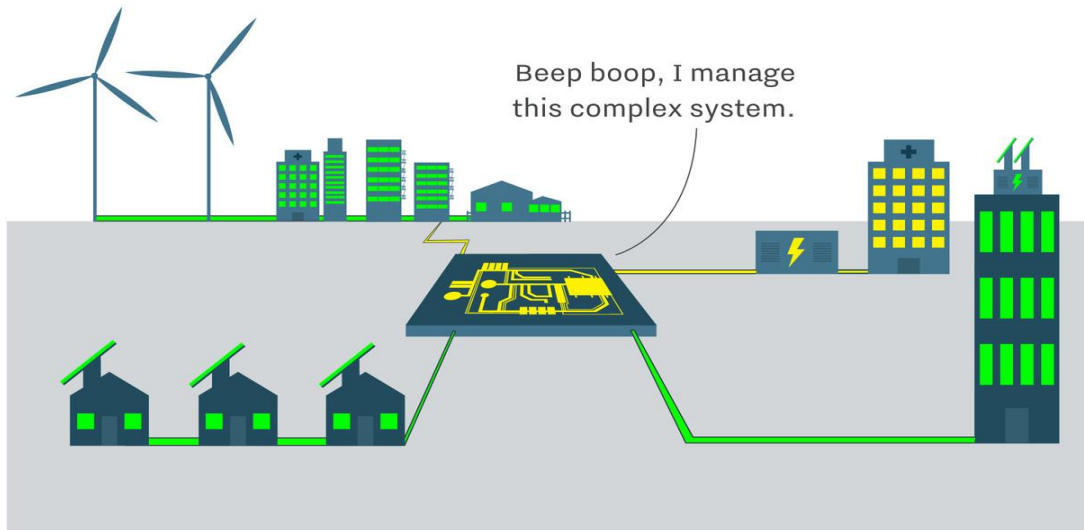
Όσο βασικά και αν είναι τα περισσότερα από αυτά σήμερα, τα μικροδίκτυα υπόσχονται πολλά για το μέλλον. Η τεχνολογία διευρύνει ραγδαία τις δυνατότητες. Η χρήση ηλεκτρικής ενέργειας γίνεται πιο ελεγχόμενη και προσαρμόσιμη, καθώς κάθε σύστημα και συσκευή μαθαίνει να επικοινωνεί μέσω Διαδικτύου.

Οι γεννήτριες ηλεκτρικής ενέργειας μικρής κλίμακας και κοινοτικής κλίμακας γίνονται φθηνότερες, καθαρότερες και πιο ποικίλες. Περιλαμβάνουν πλέον ηλιακούς συλλέκτες, μικρής κλίμακας ανεμογεννήτριες, αποδοτικές γεννήτριες φυσικού αερίου και κυψέλες καυσίμου, ΣΗΘ και πολλά άλλα. (Οι ηλιακοί συλλέκτες, ειδικότερα, έχουν γίνει εξαιρετικά φθηνοί.)

Η αποθήκευση ενέργειας γίνεται επίσης φθηνότερη και πιο ποικιλόμορφη, από διάφορα είδη μπαταριών και κυψελών καυσίμου έως τη θερμική αποθήκευση σε ζεστό νερό ή πάγο. (Το μικροδίκτυο Stone Edge Farm στο Sonoma διαθέτει πέντε ξεχωριστές μορφές αποθήκευσης.) Κάθε νέο κομμάτι αποθήκευσης βοηθά στην εξομάλυνση των διακυμάνσεων της ηλιακής και της αιολικής ενέργειας, επιτρέποντας την απορρόφηση περισσότερων.

Το λογισμικό, η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση επιτρέπουν την έξυπνη ενσωμάτωση και τη διαχείριση όλων αυτών των διαφορετικών πόρων, όπως φαίνεται στην (Εικόνα 2.2). Ο έξυπνος σχεδιασμός και το λογισμικό μπορούν να δημιουργήσουν μικροδίκτυα ειδικά σχεδιασμένα για να ενσωματώνουν κατανεμημένη ανανεώσιμη

ενέργεια ή μικροδίκτυα σχεδιασμένα να παρέχουν αξιοπιστία «six nines» (99,9999 %) ή μικροδίκτυα σχεδιασμένα για μέγιστη ανθεκτικότητα. Υπάρχουν ακόμη και «φωλιασμένα» μικροδίκτυα μέσα σε μικροδίκτυα.



Εικόνα 2.2: Κεντρική διαχείριση μικροδικτύου ειδικά σχεδιασμένου για να ενσωματώνει κατανεμημένη ανανεώσιμη ενέργεια

Μερικοί από τους κύριους ελέγχους που πρέπει να ληφθούν υπόψη για ένα μικροδίκτυο είναι: [4]

- Παρακολούθηση φορτίου: Στο συμβατικό σύστημα μεταφοράς και διανομής ηλεκτρικής ενέργειας, υπάρχουν πολλές γεννήτριες που αποθηκεύουν ενέργεια στα περιστρεφόμενα μέρη τους και έτσι, η αδράνεια συμβάλλει στο ενεργειακό ισοζύγιο αμέσως όταν αλλάζει ένα φορτίο, με αποτέλεσμα μια μικρή πτώση της συχνότητας του συστήματος. Ωστόσο, τα μικροδίκτυα έχουν περιορισμένα ή καθόλου τέτοιου είδους στοιχεία με αποθηκευμένη αδράνεια και θα πρέπει να περιλαμβάνουν την εφαρμογή τεχνικών ελέγχου για την αποτελεσματική παρακολούθηση των φορτίων στις ξαφνικές αλλαγές φορτίου.
- Έλεγχος πραγματικής και άεργου ισχύος: Στα κλασικά ηλεκτρικά δίκτυα, οι σύγχρονες γεννήτριες παρέχουν το μεγαλύτερο μέρος της πραγματικής και της άεργου ισχύος, προϋποθέτοντας μια μικρή γωνία ισχύος, η ενεργή και άεργος

³ (<https://icenet.work/spaces/4/project-development-and-diesel-reduction/articles/ideas/3142/ice-network-colab-summary-microgrid-energy-storage>)

ισχύς εξόδου είναι περίπου αποσυνδεδεμένες και μπορούν να ελεγχθούν ανεξάρτητα. Αντίθετα, οι κατανεμημένες πηγές ενέργειας που συνδέονται με μικροδίκτυα χαμηλής τάσης υστερούν στη σύζευξη ισχύος, η οποία μπορεί να επιδεινώσει τη δυναμική απόκριση και τη σταθερότητα του συστήματος.

- **Ρύθμιση τάσης:** Στο συμβατικό ηλεκτρικό δίκτυο, η σύνθετη αντίσταση μεταξύ των συμβατικών μονάδων παραγωγής είναι αρκετά μεγάλη ώστε να περιορίζει την κυκλοφορία αντιδραστικών ρευμάτων. Ωστόσο, δεδομένου ότι τα μικροδίκτυα αποτελούνται συνήθως από έναν αριθμό κατανεμημένων ενεργειακών πόρων, εάν οι τοπικοί ελεγκτές δεν διαθέτουν έλεγχο ρύθμισης τάσης, ενδέχεται να πραγματοποιηθούν ταλαντώσεις τάσης ή άεργου ισχύος.
- **Ρύθμιση συχνότητας:** Στο κλασικό δίκτυο ισχύος, ο έλεγχος συχνότητας βασίζεται στο ισοζύγιο ενεργού ισχύος. Στην περίπτωση των μικροδικτύων, τα χαρακτηριστικά πτώσης συχνότητας ισχύος σε κάθε τοπικό ελεγκτή θα πρέπει να λειτουργούν σύμφωνα με αναφορά που δίνεται από τον διαχειριστή ενέργειας.
- **Καταμερισμός φορτίου:** Οι κατανεμημένοι ενεργειακοί πόροι θα πρέπει να μοιράζονται τα φορτία και οι έλεγχοι έκτακτης ανάγκης που απαιτούν άμεση κατανομή ή απόρριψη φορτίου πρέπει να εφαρμόζονται χωρίς επικοινωνία.
- **Προστασία:** Θα πρέπει να υπάρχουν πολλά συστήματα προστασίας για τον εντοπισμό απωλειών, βλαβών στην επικοινωνία και για την κατάλληλη απόκριση στα ρεύματα σφάλματος και στους δύο τρόπους λειτουργίας, δηλαδή σύνδεσης στο δίκτυο και σε λειτουργία νησίδας. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, τα ρεύματα σφάλματος σε συστήματα μικροδικτύων που συνδέονται με το δίκτυο αλλά και σε περίπτωση νησιδοποίησης είναι σημαντικά διαφορετικά (Monfared and Golestan, 2012). Για το λόγο αυτό, η προστασία των συστημάτων μικροδικτύων απαιτεί διαφορετικές προσεγγίσεις από αυτές που χρησιμοποιούνται στα συμβατικά συστήματα διανομής.

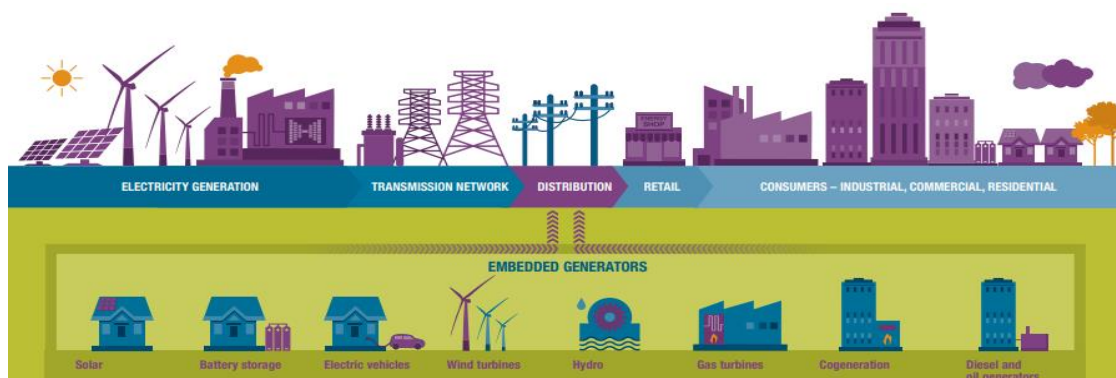
2.4 Κατανεμημένοι ενεργειακοί πόροι

Οι κατανεμημένοι ενεργειακοί πόροι (DER) αναφέρονται σε συχνά μικρότερες μονάδες παραγωγής που βρίσκονται στην πλευρά του καταναλωτή του μετρητή. Παραδείγματα

κατανεμημένων ενεργειακών πόρων που μπορούν να εγκατασταθούν περιλαμβάνουν (Εικόνα 2.3) [3]:

- Ηλιακές φωτοβολταϊκές μονάδες οροφής
- Αιολικές μονάδες παραγωγής
- Συσσωρευτές
- Μπαταρίες σε ηλεκτρικά οχήματα που χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή ενέργειας πίσω στο δίκτυο
- Μονάδες συνδυασμένης θερμότητας και ισχύος ή μονάδες τριών γενεών που χρησιμοποιούν επίσης την απορριπτόμενη θερμότητα για την παροχή ψύξης
- Γεννήτριες βιομάζας, οι οποίες τροφοδοτούνται με απαέρια ή βιομηχανικά και γεωργικά υποπροϊόντα.
- Αεριοστρόβιλοι ανοικτού και κλειστού κύκλου
- Παλινδρομικοί κινητήρες (ντίζελ, λάδι)
- Υδροηλεκτρικά και μίνι υδροηλεκτρικά συστήματα⁴
- Κυψέλες καυσίμου

Πολλές από αυτές τις τεχνολογίες δεν βρίσκονται αποκλειστικά «πίσω από το μετρητή». Η κατανεμημένη παραγωγή (επίσης γνωστή ως ενσωματωμένη ή τοπική παραγωγή) είναι ο όρος που χρησιμοποιείται όταν η ηλεκτρική ενέργεια παράγεται από πηγές, συχνά ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, κοντά στο σημείο χρήσης αντί για κεντρικές πηγές παραγωγής από σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής.



Εικόνα 2.3:Ολοκληρωμένη δομή ενός μικροδικτύου

⁴ (https://www.aemc.gov.au/sites/default/files/content//ERC0191-AEMC-Embedded-Generation-Infographic_FINAL.PDF)

2.4.1 Οφέλη από κατανεμημένους ενεργειακούς πόρους

Οι κατανεμημένοι ενεργειακοί πόροι έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν στους καταναλωτές μια σειρά από οφέλη [3]:

- Οι καταναλωτές που εγκαθιστούν μονάδες διασπαρμένης παραγωγής ενδέχεται να είναι σε θέση να μειώσουν την τιμή που πληρώνουν για την ηλεκτρική ενέργεια ή να έχουν βελτιωμένα αποτελέσματα αξιοπιστίας.
- Το σύστημα διασπαρμένης παραγωγής μπορεί επίσης να συμβάλει στη μείωση του κόστους της αύξησης του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, συμβάλλοντας στη μείωση του συνολικού κόστους τροφοδοσίας που αντιμετωπίζουν οι καταναλωτές.
- Η αυξημένη διείσδυση της διασπαρμένης παραγωγής μπορεί επίσης να συμβάλει στη μείωση της συνολικής έντασης εκπομπών, εκτοπίζοντας άλλες παραγωγές με μεγαλύτερη ένταση εκπομπών.
- Ενώ το σύστημα διασπαρμένης παραγωγής παρέχει μια σειρά από οφέλη, περιλαμβάνει επίσης μια σειρά από σχετικά νέες και αναπτυσσόμενες τεχνολογίες. Τα συστήματα ισχύος και τα δίκτυα πρέπει να προσαρμοστούν στις επιπτώσεις αυτών των νέων τεχνολογιών. Είναι σημαντικό αυτά τα αρχικά ζητήματα να αναγνωρίζονται και να αντιμετωπίζονται, προκειμένου να διασφαλιστεί ότι τα οφέλη της διασπαρμένης παραγωγής μπορούν να αξιοποιηθούν πλήρως.

Οι μονάδες διασπαρμένης παραγωγής ταξινομούνται ανάλογα με το μέγεθός τους (εγκατεστημένη χωρητικότητα) (Πίνακας 2.1)

ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	ΤΕΧΙΚΕΣ ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ	ΕΙΔΟΣ ΕΓΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ
Μικροδίκτυο	Ισχύς μέχρι 2kW και διασύνδεση σε δίκτυο Χ.Τ.	ΦΒ σε στέγη
Μινιδίκτυο	Ισχύς μέχρι 10kW, εγκατάσταση μονοφασική ή μέχρι 30kW τριφασική	Κυψέλες καυσίμου, συστήματα συμπαραγωγής

Μικρού μεγέθους δίκτυο	Ισχύς μέχρι 10kW, εγκατάσταση μονοφασική ή μέχρι 1MW τριφασική	Βιομάζα, μικρά υδροηλεκτρικά
Μεσαίου μεγέθους δίκτυο	Ισχύς μέχρι 5MW	Βιομάζα, μικρά υδροηλεκτρικά, μικρά τοπικά αιολικά πάρκα
Μεγάλου μεγέθους δίκτυο	Ισχύς μεγαλύτερη από 5MW	Συμπαράγωγή, υδροηλεκτρικά, ηλιακά συστήματα, θερμικά συστήματα, αιολικά συστήματα

2.5 Ο γενναίος νέος κόσμος των μικροδικτύων

Τα μικροδίκτυα βρίσκονται μπροστά και στο επίκεντρο του μετασχηματισμού από τα παραδοσιακά μοντέλα δικτύου στην αποκεντρωμένη ενέργεια. Ο μετασχηματισμός καθοδηγείται από τους παρακάτω όρους: απανθρακοποίηση, αποκέντρωση, εκδημοκρατισμός και ψηφιοποίηση. Μαζί, οι τέσσερις παραπάνω όροι θέτουν το ενεργειακό σκηνικό του κόσμου για πιο αυτόνομη και ανεξάρτητη παραγωγή και διαχείριση ενέργειας.

Οι επιχειρήσεις, οι κοινότητες, οι θεσμοί, η κυβέρνηση και ο στρατός βασίζονται όλο και περισσότερο σε αυτόνομα μικροδίκτυα καθώς επιδιώκουν να μειώσουν τις εκπομπές άνθρακα, να μειώσουν το ενεργειακό κόστος και να ενισχύσουν την ενεργειακή αξιοπιστία. Το λογισμικό cloud computing, η μηχανική εκμάθηση, η τεχνητή νοημοσύνη και η βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο προσφέρουν την πορεία προς τα εμπρός στα μικροδίκτυα για να επιτύχουν αυτούς τους στόχους ευκολότερα, ταχύτερα και πιο αυτόνομα [10].

Κεφάλαιο 3 Παρουσίαση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας

Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αυξάνονται καθώς οι καινοτομίες που μειώνουν το κόστος αρχίζουν να εκπληρώνουν την υπόσχεση για ένα μέλλον καθαρής ενέργειας. Η παραγωγή ηλιακής και αιολικής ενέργειας σπάει ρεκόρ και ενσωματώνεται στα ενεργειακά δίκτυα χωρίς να διακυβεύεται η αξιοπιστία τους. Αυτό σημαίνει ότι οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αντικαθιστούν όλο και περισσότερο τα "βρώμικα" καύσιμα στον ενεργειακό τομέα, προσφέροντας το πλεονέκτημα της μείωσης των εκπομπών άνθρακα και άλλων μορφών ρύπανσης. Αλλά δεν είναι όλες οι πηγές ενέργειας που διατίθενται στο εμπόριο ως "ανανεώσιμες" καλές για το περιβάλλον. Η βιομάζα και η μεγάλης κλίμακας θέρμανση νερού εγείρουν ερωτήματα κατά την εξέταση των επιπτώσεων της άγριας ζωής, της κλιματικής αλλαγής και άλλων ζητημάτων. [12]

3.1 Τι είναι οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

Ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, που συχνά αποκαλούνται καθαρή ενέργεια προέρχονται από τους πόρους της φύσης (ενέργεια από τον ήλιο, τον άνεμο, το εσωτερικό της γης, τα κατάλοιπα των καλλιεργειών, κτλ.). Βέβαια, επειδή προέρχονται από τη φύση, αυτές οι μορφές ενέργειας χαρακτηρίζονται από αστάθεια και μεταβλητότητα.

Αν και οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας συχνά αντιμετωπίζονται ως νέα τεχνολογία, η χρήση φυσικών πόρων χρησιμοποιείται συχνά για θέρμανση, μεταφορά αγαθών, φωτισμό κ.λπ. Ο άνεμος μετακίνησε τα πλοία στη θάλασσα και τους μύλους για να αλέσουν το καλαμπόκι. Ο ήλιος ζεσταίνει το απόγευμα και βοηθά στην ανάφλεξη της φωτιάς που διαρκεί μέχρι το βράδυ. Όμως, τα τελευταία 100 χρόνια, οι άνθρωποι έχουν στραφεί σε πηγές ενέργειας που είναι βρώμικες, όπως ο άνθρακας. Τώρα που τα μέσα δέσμευσης και διατήρησης της αιολικής και ηλιακής ενέργειας έχουν γίνει φθηνότερα, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας γίνονται ακόμη πιο σημαντική πηγή ενέργειας. Η επέκταση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας συμβαίνει επίσης τόσο σε μεγάλη όσο και σε μικρή κλίμακα, από στέγες μέχρι σπίτια που μπορούν να πουλήσουν ηλεκτρική ενέργεια πίσω στο δίκτυο σε μεγάλα υπεράκτια αιολικά πάρκα. Ακόμη και ορισμένες αγροτικές κοινότητες βασίζονται σε ανανεώσιμες πηγές ενέργειας για θέρμανση και φωτισμό. Καθώς η χρήση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας συνεχίζει να αυξάνεται, ο κύριος στόχος

είναι να εκσυγχρονιστεί το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας, να γίνει πιο έξυπνο, ασφαλέστερο και πιο αποτελεσματικό σε όλες τις περιοχές [12].

3.2 Βρώμικη ενέργεια

Η μη ανανεώσιμη ή «βρώμικη» ενέργεια περιλαμβάνει ορυκτά καύσιμα, πετρέλαιο, φυσικό αέριο και άνθρακα. Η διαθεσιμότητα μη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας μειώνεται συνεχώς. Όταν εξάγουμε φυσικό αέριο, χρησιμοποιούμε πεπερασμένους πόρους που έχουν διυλιστεί από αργό πετρέλαιο που υπήρχε από την αρχαιότητα.

Οι μη ανανεώσιμες πηγές ενέργειας βρίσκονται επίσης σε ορισμένα μέρη του κόσμου, γεγονός που τις καθιστά πιο άφθονες σε ορισμένες χώρες από άλλες. Αντίθετα, κάθε πόλη έχει πρόσβαση στον ήλιο και τον άνεμο. Η παροχή μη ανανεώσιμης ενέργειας μπορεί επίσης να βελτιώσει την εθνική ασφάλεια μειώνοντας την εθνική εξάρτηση από τις εξαγωγές από χώρες πλούσιες σε πετρέλαιο. Πολλές μη ανανεώσιμες πηγές ενέργειας μπορούν να θέσουν σε κίνδυνο το περιβάλλον ή την ανθρώπινη υγεία. Για παράδειγμα, η εξόρυξη πετρελαίου μπορεί να απαιτεί αποψίλωση των δασών, η τεχνολογία εξόρυξης μπορεί να προκαλέσει σεισμούς και ρύπανση των υδάτων και οι σταθμοί ηλεκτροπαραγωγής μολύνουν τον αέρα. Επιπλέον, όλες αυτές οι δραστηριότητες συμβάλλουν στην υπερθέρμανση του πλανήτη [12].

3.3 Τύποι ανανεώσιμων πηγών ενέργειας

3.3.1 Ηλιακή ενέργεια

Η ηλιακή ενέργεια έχει χρησιμοποιηθεί από τον άνθρωπο εδώ και χιλιάδες χρόνια για γεωργία, θέρμανση και ξηρά τρόφιμα. Σύμφωνα με το Εθνικό Εργαστήριο Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας των ΗΠΑ, «περισσότερη ηλιακή ενέργεια φτάνει στη γη σε μια ώρα από ό,τι οποιοσδήποτε άλλος στη γη χρησιμοποιεί σε ένα χρόνο». Σήμερα, χρησιμοποιούμε την ηλιακή ενέργεια με πολλούς τρόπους: για τη θέρμανση κατοικιών και επιχειρήσεων, για θέρμανση νερού ή για τροφοδοσία ηλεκτρικών συσκευών (Εικόνα 3.1).



Εικόνα 3.1: Φωτοβολταϊκό – ΦΒ πάνελ σε στέγη ⁵

Τα ηλιακά ή φωτοβολταϊκά (PV) κύτταρα κατασκευάζονται συχνά από πυρίτιο και μια μικρή ποσότητα άλλων υλικών που μετατρέπουν απευθείας το ηλιακό φως σε ηλεκτρική ενέργεια. Τα ηλιακά συστήματα παράγουν ηλεκτρική ενέργεια τοπικά, είτε από ταράτσας πάνελ και στέγης είτε από μεγάλα ηλιακά πάρκα (Εικόνα 3.1).

Τα ηλιακά συστήματα ενέργειας δεν είναι ρυπογόνα και ως εκ τούτου δεν συμβάλλουν στο φαινόμενο του θερμοκηπίου. Τα ηλιακά πάνελ πέρα από τη διαδικασία κατασκευής τους, έχουν μηδαμινές περιβαλλοντικές επιπτώσεις [12].

3.3.2 Αιολική ενέργεια

Έχουμε κάνει πολύ δρόμο και έχουν σημειωθεί πολλές τεχνολογικές εξελίξεις από την εποχή του ανεμόμυλου. Σήμερα, οι ανεμογεννήτριες ψηλές σε ουρανοξύστες -με ανεμογεννήτριες σχεδόν τόσο μεγάλης διαμέτρου- τραβούν την προσοχή σε όλο τον κόσμο. Η αιολική ενέργεια κινεί τα πτερύγια της τουρμπίνας, η οποία με τη σειρά της οδηγεί τη γεννήτρια να παράγει ηλεκτρική ενέργεια.

Ο άνεμος έχει γίνει μια φθηνή πηγή ενέργειας σε πολλά μέρη του κόσμου. Οι ανεμογεννήτριες μπορούν να εγκατασταθούν σε περιοχές όπου ο άνεμος είναι δυνατός, όπως τα βουνά (Εικόνα 3.2), ανοιχτές πεδιάδες και ανοιχτά νερά [12].

⁵ (<https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>)



Εικόνα 3.2: Ανεμογεννήτριες σε κορυφογραμμή ⁶

3.3.3 Υδροηλεκτρική ενέργεια

Η υδροηλεκτρική ενέργεια εξαρτάται από την ισχύ του νερού. Αιχμαλωτίζει το ορμητικό νερό σε ένα μεγάλο ποτάμι ή το νερό που πέφτει γρήγορα από ψηλό μέρος - μετατρέποντας τη δυνητική ενέργεια σε ηλεκτρική ενέργεια περιστρέφοντας τα πτερύγια του στροβίλου της γεννήτριας. Οι μεγάλοι σταθμοί ηλεκτροπαραγωγής και τα μεγάλα φράγματα θεωρούνται συχνά μη ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Τα μεγάλα φράγματα, ένα τέτοιο φαίνεται στην (Εικόνα 3.3) αλλοιώνουν τις φυσικές ροές και κατ' επέκταση τη χλωρίδα και την πανίδα της περιοχής. Οι μικροί υδροηλεκτρικοί σταθμοί (με εγκατεστημένη ισχύ κάτω από περίπου 40 MW) είναι λιγότερο επεμβατικοί στο περιβάλλον [12].



Εικόνα 3.3: Φράγμα υδροηλεκτρικού σταθμού ⁷

⁶ (<https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>)

⁷ (<https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>)

3.3.4 Ενέργεια Βιομάζας

Η βιομάζα είναι το φυσικό υλικό που προέρχεται από φυσικές διεργασίες (ξερά δέντρα, γρασίδι) και ανθρώπινες δραστηριότητες (όπως καλλιέργειες). Οι πηγές βιομάζας φαίνονται στο (Εικόνα 3.4). Η καύση αυτών των υλικών απελευθερώνει χημική ενέργεια με τη μορφή θερμότητας και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη θέρμανση του νερού σε μια τουρμπίνα ατμού. Η βιομάζα θεωρείται καθαρή και ανανεώσιμη μορφή ενέργειας. Ωστόσο, πολλοί τύποι βιομάζας, ειδικά τα δάση, έχει αποδειχθεί ότι παράγουν υψηλότερες εκπομπές άνθρακα από τα ορυκτά καύσιμα [12].

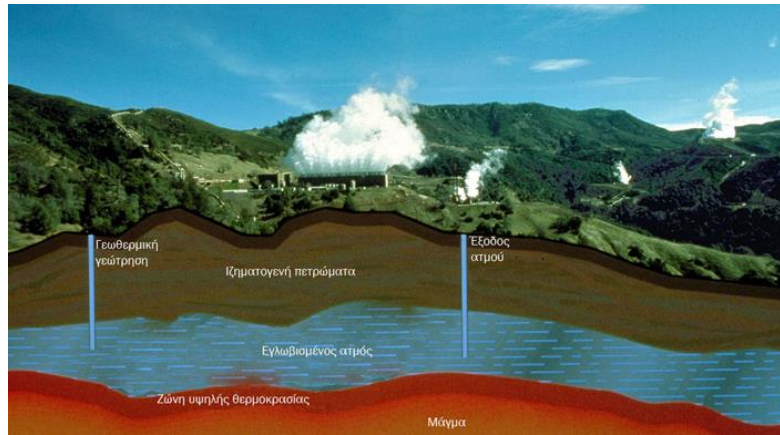


Εικόνα 3.4: Πηγές βιομάζας⁸

3.3.5 Γεωθερμική ενέργεια

Η θερμότητα από το εσωτερικό της γης μπορεί να γίνει εκμεταλλεύσιμη μέσω γεωθερμικών γεωτρήσεων που θα φέρουν στη επιφάνεια της γης ζεστό νερό ή απευθείας ατμού που χρησιμοποιείται για τη λειτουργία ατμοστροβίλων. Όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 3.5), το νερό στο εσωτερικό της γης θερμαίνεται από το μάγμα [12].

⁸ (<https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>)



Εικόνα 3.5: Ο πυρήνας της γης είναι η πηγή της γεωθερμίας ⁹

3.3.6 Παλιρροιακή και κυματική ενέργεια

Η παλιρροιακή και η κυματική ενέργεια βρίσκεται ακόμα σε επίπεδο έρευνας και ανάπτυξης αν και έχουν αναπτυχθεί αρκετές διατάξεις για την αξιοποίηση της κίνησης των κυμάτων και της αλλαγής της φοράς των νερών λόγω παλιρροϊκών φαινομένων, όπως φαίνεται στην (Εικόνα 3.6) [12].



Εικόνα 3.6: Εγκατάσταση ωκεάνιας ενέργειας ¹⁰

⁹ (<https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>)

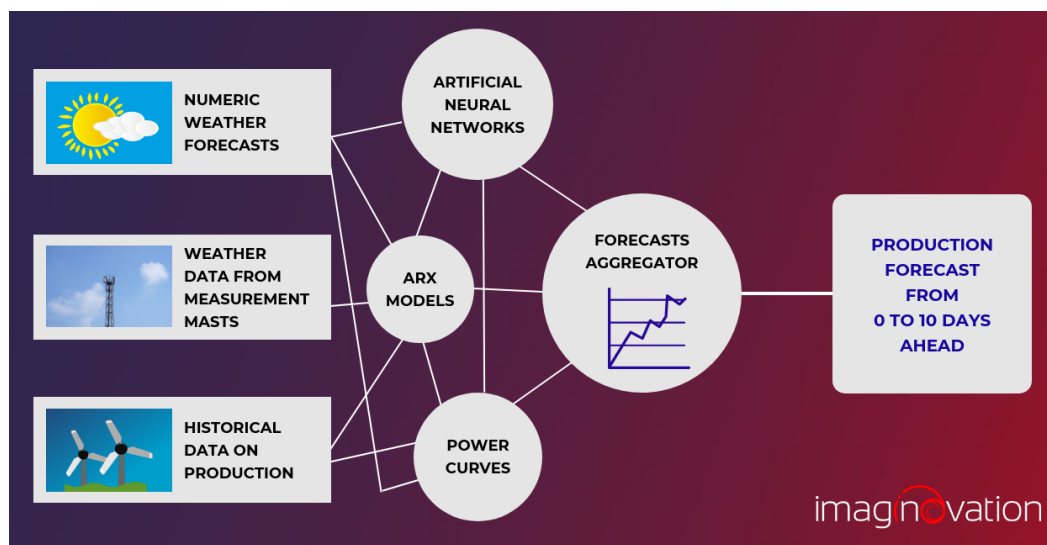
¹⁰ (<https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>)

Κεφάλαιο 4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

4.1 Εισαγωγή

Η αυξανόμενη παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (ΑΠΕ) αποτελεί επιτακτική ανάγκη για ένα βιώσιμο ενεργειακά μέλλον. Με γνώμονα αυτή την απαίτηση, συνήθως, είτε κατασκευάζονται νέες μονάδες ΑΠΕ, είτε επαναλειτουργούν παλαιότερες με τις υπάρχουσες προδιαγραφές τους.

Υπάρχει όμως και ένας πιο αποτελεσματικός τρόπος από οικολογικής και οικονομικής άποψης. Είναι η βελτίωση της απόδοσης με παράλληλη μείωση του κόστους λειτουργίας των υφιστάμενων και των νέων μονάδων ΑΠΕ. Η χρήση τεχνητής νοημοσύνης (ΤΝ) συμβάλλει προς αυτή την κατεύθυνση με τη χρησιμοποίηση των δεδομένων που προέρχονται από την λειτουργία των μονάδων προκειμένου να εξαχθούν πληροφορίες, και να ληφθούν αποφάσεις για τον τρόπο λειτουργίας των μονάδων, την κατάλληλη στιγμή. Τα δεδομένα αυτά συνδυάζονται κατάλληλα προς εξαγωγή μιας αξιόπιστης πρόβλεψης έως και δέκα ημερών (Εικόνα 4.1).



Εικόνα 4.1: Μετεωρολογικές προβλέψεις, μετρήσεις από μετεωρολογικούς σταθμούς και πληροφορίες από τους σταθμούς παραγωγής των ΑΠΕ συνδυάζονται και με τη βοήθεια της ΤΝ παράγεται ένα μοντέλο πρόβλεψης μέχρι και 10 ημερών ¹¹

¹¹ (<https://www.imaginovation.net/blog/artificial-intelligence-in-renewable-energy/>)

Η ΤΝ κάνει χρήση αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων (data mining) με δεδομένο βέβαια ότι θα έχει εξασφαλισθεί μια μεγάλη βάση δεδομένων (από άποψη ποιότητας και συχνότητας) με σκοπό τη καλύτερη λειτουργία, την ενίσχυση της διαθεσιμότητας και την μείωση του λειτουργικού κόστους.

4.1.1 Η δύναμη των δεδομένων

Η εξόρυξη δεδομένων (data mining) είναι ένας μηχανισμός συσχέτισης δεδομένων για το ίδιο σύστημα από διαφορετικές πηγές (βάσεις δεδομένων). Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται με σκοπό την κατανόηση των δυσλειτουργιών και των ασταθειών του συστήματος και την πρόβλεψη της μελλοντικής συμπεριφοράς του.

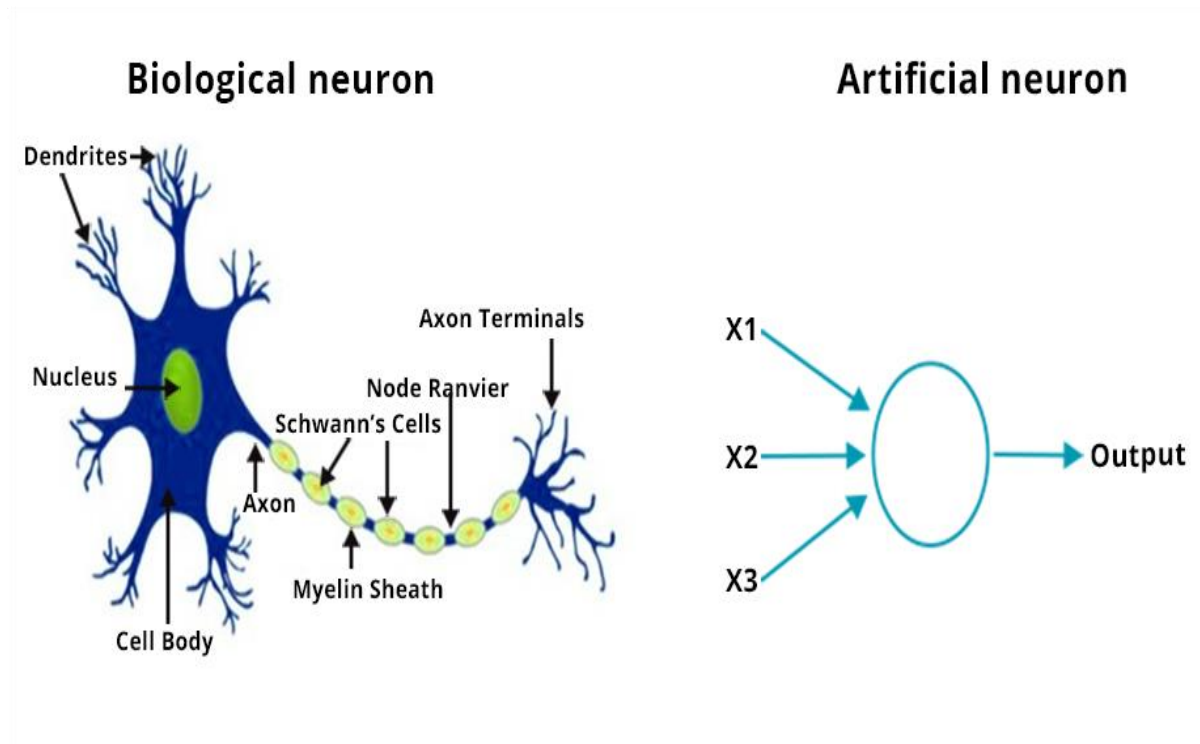
Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις σχετικά με το data mining και την αξιοποίηση του από την ΤΝ. Πολλές έχουν να κάνουν με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων, που προσφέρουν αποδοτικούς μηχανισμούς επεξεργασίας και πρόβλεψης καθιστώντας αποδοτικότερα τα δίκτυα των ΑΠΕ.

4.2 Αρχή λειτουργίας τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ)

Η αρχή λειτουργίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ) βασίζεται στο νευρικό σύστημα του ανθρώπου. Επομένως δεν είναι η λειτουργία τους παρόμοια με τη αυτή ενός κλασσικού ηλεκτρονικού υπολογιστή ο οποίος απλά εκτελεί συγκεκριμένες υποδεικνυόμενες διεργασίες. Αντίθετα, τα νευρωνικά δίκτυα συνδυάζουν τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τα μαθηματικά μοντέλα. Έτσι, όπως και ο ανθρώπινος εγκέφαλος, ένα ΝΔ μαθαίνει να θυμάται ή να ξεχνά μια αριθμητική τιμή, ερμηνεύει και κατηγοριοποιεί πληροφορίες, κλπ. Οι ιδιότητες αυτές σε συνδυασμό με τη χρήση μαθηματικών εργαλείων, τα καθιστούν πολύ δημοφιλή σε πολλούς κλάδους της τεχνολογίας και της επιστήμης.

Η δομή των ΝΔ είναι παρόμοια με το νευρικό σύστημα των οργανισμών. Οι οργανισμοί αποτελούνται από νευρώνες, οι οποίοι έχουν εισόδους για την πρόσληψη των πληροφοριών του εξωτερικού περιβάλλοντος. Οι νευρώνες οργανώνονται σε νευρωνικά δίκτυα που το καθένα εκτελεί μια συγκεκριμένη διεργασία όπως είναι η επαφή με τον εξωτερικό κόσμο, η μάθηση, η μνήμη κλπ. Αυτή τη δομή ακολουθεί και το ΝΔ και το κάθε νευρωνικό δίκτυο συντονίζεται από μία κεντρική μονάδα, όπως ακριβώς στους βιολογικούς οργανισμούς συντονίζονται από τον εγκέφαλο. Οι νευρώνες συνεχώς και

ασταμάτητα ανταλλάσσουν πληροφορίες, με σκοπό την ταχύτερη έκβαση αποτελέσματος. Στην (Εικόνα 4.2) φαίνεται η μορφή ενός βιολογικού και ενός τεχνητού νευρώνα. Οι συνδέσεις ενός νευρωνικού δικτύου ονομάζονται συνάψεις και οι είσοδοί του ονομάζονται βάρη.



Εικόνα 4.2: Βιολογικός και τεχνητός νευρώνας¹²

Η λογική της εκπαίδευσης ενός ΝΔ είναι ότι εισάγουμε στο δίκτυο κάποια πρότυπα για τα οποία είναι γνωστή η έξοδος. Ουσιαστικά τροφοδοτούμε το δίκτυο με την ερώτηση και την απάντηση σε αυτή την ερώτηση. Το δίκτυο με δεδομένη την είσοδο και την έξοδο, προσαρμόζει την εσωτερική του δομή ώστε να διενεργεί αυτό που του υπαγορεύει η ερώτηση και η απάντηση. Με δεδομένη την εσωτερική του δομή, μπορεί να λύνει και άλλα προβλήματα παρόμοιας φύσης και χαρακτηριστικών στον οποίων τα πρότυπα δεν είχε προηγουμένως εκπαιδευθεί.

4.3 Είδη εκπαίδευσης ΤΝΔ

Η εκπαίδευση στα ΤΝΔ οδηγεί σε επαναπροσδιορισμό των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων. Οι βασικές μέθοδοι εκπαίδευσης είναι:

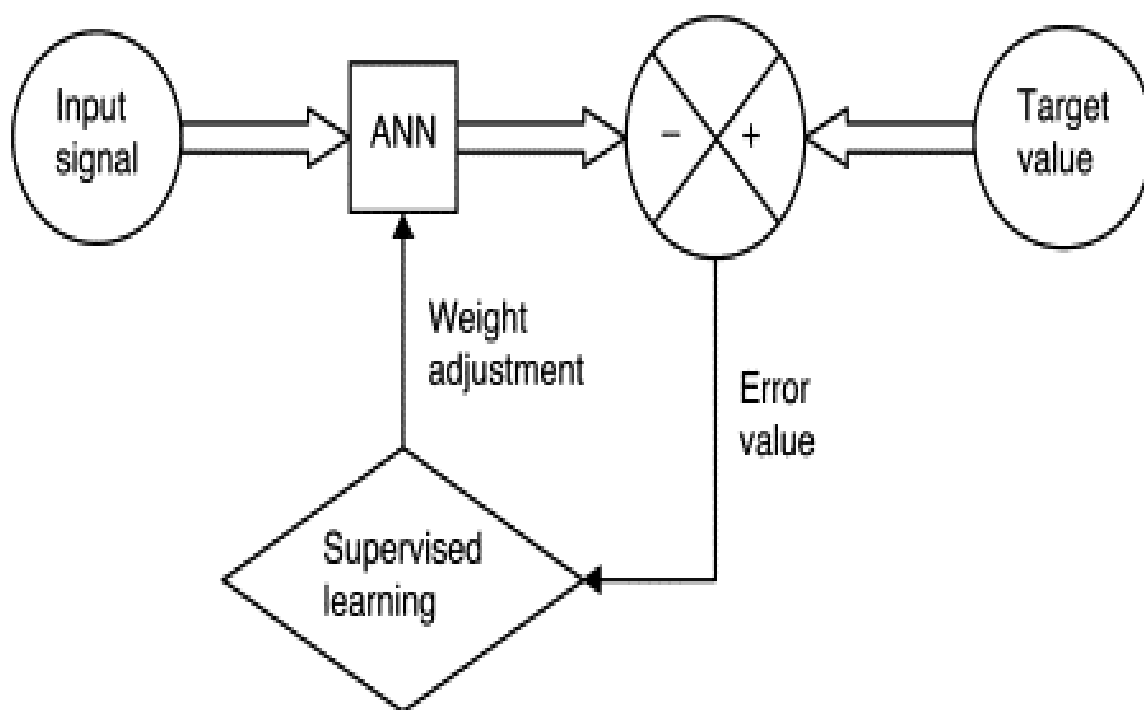
¹² (<https://www2.deloitte.com/se/sv/pages/technology/articles/part2-artificial-intelligence-techniques-explained.html>)

4.3.1 Εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning)

Σε αυτόν τον τύπο εκμάθησης, το σήμα του σφάλματος στο αποτέλεσμα ανατροφοδοτείται στην είσοδο (Εικόνα 4.3), συμβάλλοντας στην τροποποίηση των συνδέσεων και έτσι αποτρέπεται η επανάληψη του ίδιου σφάλματος.

Σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο θεωρείται ότι έχει επιτευχθεί εκμάθηση όταν [8]:

1. Η απόκρισή του είναι σταθερή παρόλο που η είσοδος δεν είναι ίδια κάθε φορά, υπάρχει δηλαδή ένα σφάλμα και μια ασάφεια στην είσοδο και παρόλα αυτά η έξοδος δεν επηρεάζεται.
2. Δίνει σωστά αποτελέσματα και σε περιπτώσεις για τις οποίες δεν είχε σχεδιασθεί, ανταποκρίνεται δηλαδή σωστά και σε διαφορετικά σενάρια.



Εικόνα 4.3: Η λογική της εκπαίδευσης με επίβλεψη ¹³

Για την εκπαίδευση γίνεται χρήση του κανόνα οπισθοδιάδοσης (back propagation). Η λογική του αλγορίθμου είναι η εξής: το δίκτυο ξεκινά θέτοντας τυχαίες τιμές στα βάρη του. Εάν δώσει λανθασμένη απάντηση τότε τα βάρη τροποποιούνται και το λάθος μειώνεται. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνόμενη, οδηγεί στην ελαχιστοποίηση του λάθους με μικρή ανοχή. Στο σημείο αυτό λέμε ότι έχουμε επιτύχει την ακρίβεια που θέλουμε.

¹³ (<https://www.sciencedirect.com/topics/chemical-engineering/supervised-learning>)

4.3.2 Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning)

Η μάθηση χωρίς επίβλεψη χρησιμοποιεί αλγόριθμους τεχνητής νοημοσύνης (AI) για να ανιχνεύσει μοτίβα σε σύνολα δεδομένων που δεν περιέχουν ούτε ταξινομημένα ούτε επισημασμένα σημεία δεδομένων.

Έτσι, οι αλγόριθμοι μπορούν να ταξινομήσουν, να επισημάνουν και/ή να ομαδοποιήσουν δεδομένα χωρίς καμία εξωτερική παρέμβαση. Με άλλα λόγια, η μάθηση χωρίς επίβλεψη επιτρέπει στο σύστημα να ανιχνεύει μόνο του συσχετισμούς στο σύνολο δεδομένων.

Στην μάθηση χωρίς επίβλεψη, τα συστήματα AI ομαδοποιούν πληροφορίες με βάση ομοιότητες και διαφορές (Εικόνα 4.4). Οι διεργασίες που εκτελούνται από τα συστήματα χωρίς επίβλεψη είναι πιο πολύπλοκες. Επιπλέον, τα συστήματα αυτά αποτελούν έναν τρόπο δοκιμής της τεχνητής νοημοσύνης.

Ωστόσο, η μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να είναι πιο απρόβλεπτη από ένα μοντέλο μάθησης με επίβλεψη. Ενώ ένα μη επιτηρούμενο σύστημα εκμάθησης τεχνητής νοημοσύνης μπορεί, για παράδειγμα, να καταλάβει από μόνο του πώς να ταξινομεί γάτες και σκύλους, μπορεί επίσης να προσθέσει απρόβλεπτες και ανεπιθύμητες κατηγορίες για την αντιμετώπιση ασυνήθιστων φυλών, δημιουργώντας ακαταστασία αντί για τάξη.

Τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης που είναι ικανά για μάθηση χωρίς επίβλεψη συνδέονται συχνά με μοντέλα γενετικής μάθησης, αν και μπορούν επίσης να χρησιμοποιήσουν μια προσέγγιση βασισμένη στην ανάκτηση (η οποία συχνότερα σχετίζεται με την εποπτευόμενη μάθηση). Τα αυτοκινούμενα αυτοκίνητα, τα προγράμματα αναγνώρισης προσώπου, τα εξειδικευμένα συστήματα και τα ρομπότ είναι μεταξύ των συστημάτων που μπορούν να χρησιμοποιήσουν προσεγγίσεις μάθησης με επίβλεψη ή χωρίς επίβλεψη ή και τα δύο.

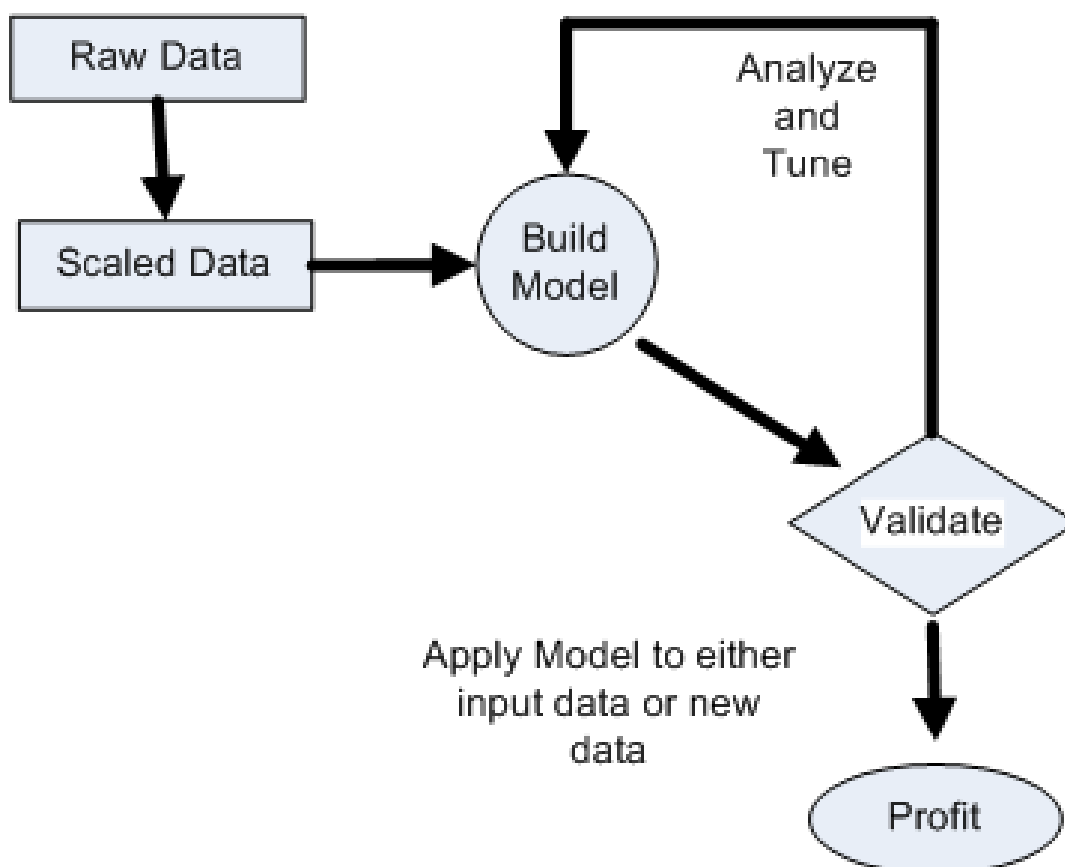
Η χωρίς επίβλεψη μάθηση μερικές φορές ονομάζεται επίσης μη επίβλεψη μηχανικής μάθησης. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη ξεκινά όταν μηχανικοί μηχανικής μάθησης ή επιστήμονες δεδομένων περνούν σύνολα δεδομένων μέσω αλγορίθμων προκειμένου να γίνει η εκπαίδευσή τους.

Ο στόχος της μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι ο εντοπισμός προτύπων στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και η ταξινόμηση των αντικειμένων εισόδου με βάση τα πρότυπα που αναγνωρίζονται από το ίδιο το σύστημα. Οι αλγόριθμοι αναλύουν την υποκείμενη

δομή ενός συνόλου δεδομένων εξαγοντας χρήσιμες πληροφορίες ή χαρακτηριστικά από αυτό. Έτσι, αυτοί οι αλγόριθμοι αναπτύσσουν συγκεκριμένες εξόδους από μη δομημένες εισόδους καθορίζοντας τη σχέση μεταξύ κάθε δείγματος εισόδου ή αντικειμένου.

Λαμβάνοντας ξανά ως παράδειγμα τα ζώα, μπορεί να δοθεί ένα σύνολο δεδομένων που περιέχει εικόνες ζώων. Στη συνέχεια, οι αλγόριθμοι κατηγοριοποιούν τα ζώα με βάση τα εξωτερικά χαρακτηριστικά τους. Στη συνέχεια, μπορεί να γίνει ομαδοποίηση των εικόνων σε υποομάδες με βάση πιο συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

Οι αλγόριθμοι το κάνουν αυτό αποκαλύπτοντας και εντοπίζοντας μοτίβα, αν και στην μάθηση χωρίς επίβλεψη αυτή η αναγνώριση μοτίβου συμβαίνει χωρίς το σύστημα να έχει τροφοδοτηθεί με δεδομένα που το διδάσκει να κάνει διάκριση - σε αυτό το παράδειγμα - μεταξύ θηλαστικών, ψαριών και πτηνών ή περαιτέρω διάκριση στο θηλαστικό κατηγορία μεταξύ σκύλων και γατών, για παράδειγμα [7].



Εικόνα 4.4: Η λογική της εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη ¹⁴

¹⁴ (https://www.researchgate.net/figure/Unsupervised-Learning-Workflow-73_fig1_265985834)

4.4 Βασικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων

4.4.1 ADALINE

Το Adaptive Linear Neuron (ADALINE)-αλγόριθμος προσαρμογής- είναι ένα από τα απλούστερα προσαρμοστικά μοντέλα που βασίζεται στη θεωρία των ΝΔ. Είναι ένας απλός κόμβος με προσαρμοστικούς συντελεστές ή μπορεί να θεωρηθεί ως γραμμικός συνδυαστής. Οι προσαρμοστικοί συντελεστές εισάγονται για τη βαθμονόμηση των σημάτων εισόδου και έχουν σημαντική επίδραση στο σήμα εξόδου/ελέγχου. Η σχέση μεταξύ εισόδου και εξόδου έχει προσαρμοστικό χαρακτήρα, επειδή τα βάρη προσαρμόζονται on line και είναι επομένως συνάρτηση του χρόνου. Ο αλγόριθμος προσαρμογής πρέπει να οδηγεί στην ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους, η οποία είναι συνήθως το τετράγωνο του σφάλματος μεταξύ του ΝΔ και των επιθυμητών τιμών εξόδου [4].

4.4.2 Πολυστρωματικό Perceptron (Multi Layer Perceptron -MLP)

Τα πολυστρωματικά perceptrons (MLPs) είναι ουσιαστικά δομές τροφοδοσίας όπου οι πληροφορίες περνούν από τις εισόδους στις εξόδους, μέσω κρυφών επιπέδων και χωρίς βρόχους. Τα νευρωνικά δίκτυα τροφοδοσίας (Feedforward Neural Networks – FFNN) τυπικά αντιπροσωπεύουν μια σύνθεση πολλών διαφορετικών λειτουργιών. Στην περίπτωση της δομής MLP, η διαδικασία μάθησης επικεντρώνεται στην επιλογή των συντελεστών βαρύτητας (Orłowska-Kowalska et al., 2014) [13]. Τα MLP που χρησιμοποιούν νευρώνες με μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης (π.χ. σιγμοειδή ή υπερβολική εφαπτομένη), είναι σε θέση να πραγματοποιήσουν οποιαδήποτε μη γραμμική χαρτογράφηση μεταξύ δύο πεπερασμένων διαστάσεων χώρων με οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας, με την προϋπόθεση ότι υπάρχει επαρκής αριθμός κρυμμένων νευρώνων [4].

4.4.3 Νευρωνικό Δίκτυο Elman (Elman Neuron Network - ENN)

Το ENN είναι ένα δίκτυο προώθησης με ένα πρόσθετο επίπεδο επαναλαμβανόμενων συνδέσεων με καθυστερήσεις. Τα δυναμικά χαρακτηριστικά παρέχονται από εσωτερικές συνδέσεις. Ως αποτέλεσμα αυτού, το ENN δεν χρειάζεται να χρησιμοποιεί την κατάσταση ως σήμα εισόδου ή εκπαίδευσης, γεγονός που καθιστά το ENN προτιμότερο από το στατικό FFNN για δυναμική αναγνώριση συστήματος. Προκειμένου να βελτιωθεί η

ικανότητα αναγνώρισης συστημάτων υψηλής τάξης, έχουν προταθεί πρόσφατα ορισμένα τροποποιημένα ENN, τα οποία αποδεικνύονται ότι έχουν πλεονεκτήματα έναντι του βασικού ENN, όπως καλύτερη απόδοση, υψηλότερη ακρίβεια και δυναμική ευρωστία και γρήγορη μεταβατική απόδοση (Lin et al. , 2011) [14],[4].

4.4.4 Δίκτυο λειτουργίας ακτινικής βάσης (Radial basis function network- RBFN)

Τα RBFN έχουν γίνει δημοφιλή, ειδικά λόγω της ειδικής δομής τους με ένα μόνο κρυφό στρώμα, με νευρώνες που περιέχουν τις ίδιες λειτουργίες ακτινικής ενεργοποίησης. Λόγω του απλού αλγόριθμου εκμάθησης και της δομής του δικτύου, το RBFN διαθέτει γρήγορη σύγκλιση (Huang et al., 2003) [15] και γενικά, ένα RBFN μπορεί να προσεγγίσει ομοιόμορφα οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση σε μια πιθανή ακρίβεια. Τα RBFN είναι εξαιρετικά κατάλληλα για τον έλεγχο μη γραμμικών και χρονικά μεταβαλλόμενων δυναμικών συστημάτων όπου οι αβεβαιότητες και οι διακυμάνσεις των παραμέτρων χρειάζονται πρόσθετη προσοχή (Seshagiri και Khalil, 2000) [16],[4].

4.4.5 Νευρωνικό Δίκτυο Γενικής Παλινδρόμησης (General Regression Neural Network GRNN)

Το GRNN είναι ένα δίκτυο που βασίζεται στη μνήμη με έναν αλγόριθμο εκμάθησης με ένα πέρασμα και μια εξαιρετικά παράλληλη δομή. Αυτό το ΝΔ είναι μια παραλλαγή του RBFN, έχει ένα ακτινωτό στρώμα βάσης και ένα ειδικό γραμμικό στρώμα. Όπως και άλλα πιθανοτικά δίκτυα, χρειάζεται λιγότερα δείγματα εκπαίδευσης από ότι θα απαιτούσε ένα NN με βάση την οπίσθια διάδοση, κάτι που είναι ένα από τα πλεονεκτήματά του. Μια παράμετρος ομαλότητας χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της ομαλότητας των εκτιμήσεων και η αναπαράσταση του σημείου αξιολόγησης από το δείγμα εκπαίδευσης είναι δυνατή για ένα ευρύτερο φάσμα προβλέψεων. Η χρήση ενός πιθανοτικού ΝΔ είναι επομένως ιδιαίτερα επωφελής λόγω της ικανότητάς του να συγκλίνει στην υποκείμενη συνάρτηση των δεδομένων με λίγα μόνο δείγματα εκπαίδευσης [4].

4.4.6 Βαθιά νευρωνικά δίκτυα (Deep Neural Networks DNN)

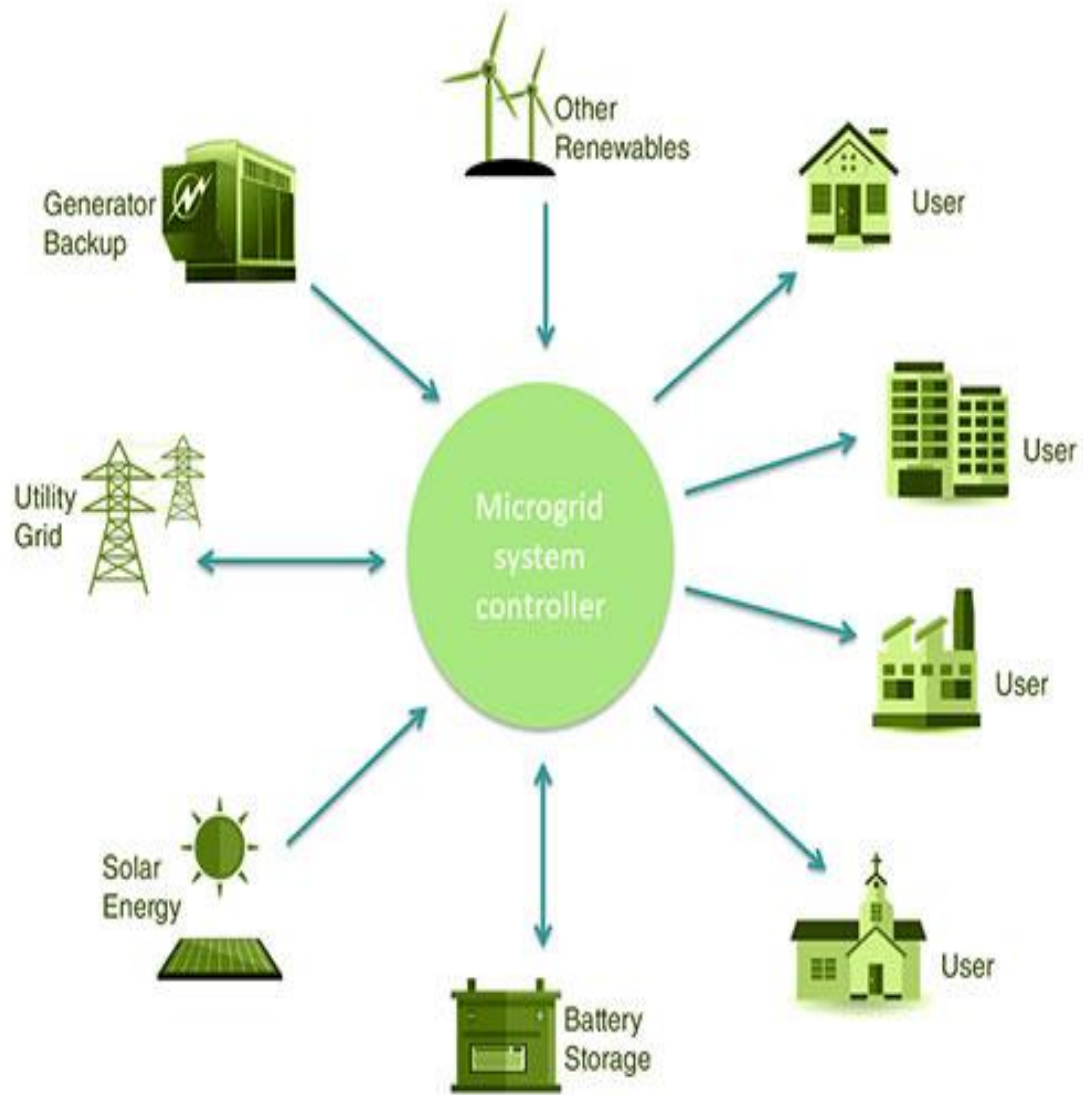
Μια άλλη προσέγγιση της τεχνητής νοημοσύνης που δεν έχει αξιοποιηθεί εκτενώς στον έλεγχο ηλεκτρονικών συσκευών ισχύος είναι η βαθιά μάθηση (Deep learning -DL). Η βαθιά μάθηση λύνει το πρόβλημα της επεξεργασίας της γνώσης του πραγματικού κόσμου και

της λήψης αποφάσεων εκφράζοντας αναπαραστάσεις χαρακτηριστικών με όρους άλλων, απλούστερων αναπαραστάσεων. δηλ. η βαθιά μάθηση επιτρέπει την εκμάθηση πολύπλοκων εννοιών με την κατασκευή τους από απλούστερες. Όπως και με τα προηγούμενα ΝΔ, σε πολλές περιπτώσεις οι αλγόριθμοι DL περιλαμβάνουν μια συγκεκριμένη περίπτωση βελτιστοποίησης: την εύρεση των παραμέτρων ενός ΝΔ που μειώνουν σημαντικά μια συνάρτηση κόστους, η οποία βελτιώνει την αξιολόγηση μέτρησης απόδοσης σε ένα πλήρες σύνολο δεδομένων. Συνήθως, σε μια περίπτωση εποπτευόμενης μάθησης, η συνάρτηση κόστους μπορεί να γραφτεί ως μέσος όρος στο σύνολο εκπαίδευσης (Goodfellow et al., 2016) [17], η αναμενόμενη απώλεια λαμβάνεται σε σχέση με τη διανομή δεδομένων που δημιουργεί στην εποπτευόμενη περίπτωση και εμπειρική κατανομή στην περίπτωση χωρίς επίβλεψη. Έτσι, πρέπει να ελαχιστοποιηθεί η αναμενόμενη απώλεια στο σετ εκπαίδευσης, δηλαδή η ελαχιστοποίηση του εμπειρικού κινδύνου [4].

4.5 Διασπαρμένη παραγωγή και τεχνητή νοημοσύνη (TN)

Τα καύσιμα από άνθρακα αποτελούν το 40% των πηγών ηλεκτρικής ενέργειας. Προωθείται η μείωση τους λόγω της χαμηλής απόδοσης (20% συνολικά) και της μεγάλης ρύπανσης που προκαλούν και η αντικατάστασή τους από ΑΠΕ που θα παράγουν τοπικά ηλεκτρική ενέργεια. Θα υπάρχει δηλαδή διεσπαρμένη παραγωγή (ΔΠ) και η ενσωμάτωσή της στα δίκτυα διανομής τα μετατρέπει σε ενεργά δίκτυα διπλής κατεύθυνσης, διότι είναι δυνατόν τόσο να παραλαμβάνουν ηλεκτρική ενέργεια από το δίκτυο μεταφοράς και να την διοχετεύουν στη διανομή αλλά και να τροφοδοτούν το δίκτυο μεταφοράς με παραγόμενη ηλεκτρική ενέργεια, όπως φαίνεται στην (Εικόνα 4.5).

Αυτό σημαίνει Δίκτυα Διανομής Δικτύων (ADN) που περιλαμβάνουν κανάλια επικοινωνίας, αυτόματο έλεγχο φόρτωσης και παραγωγής και διαχειριζόμενη αποθήκευση. Η χρήση και η διάδοση της ESD την έχει καταστήσει απαραίτητη για την έρευνα και την ανάπτυξή τους γιατί η ηλεκτρική ενέργεια από ΑΠΕ έχει ένα στοιχείο απρόβλεπτου και μεταβλητότητας. Για το λόγο αυτό, τίθεται ένα όριο στο ποσοστό των Φ/Β που μπορεί να εγχυθεί στο δίκτυο, έτσι ώστε η σταθερότητα, η αξιοπιστία και η ισχύς του συστήματος να παραμένουν ανεπηρέαστες.



Εικόνα 4.5: Βασική δομή ενός μικροδικτύου ¹⁵

Προκειμένου να συνδεθούν περισσότερες μονάδες ΔΠ στο δίκτυο πρέπει να πραγματοποιηθούν τροποποιήσεις στη δομή, στη λειτουργία και στη διαχείριση του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Προς το παρόν, σε περίπτωση σφάλματος, η μονάδα ΔΠ αποσυνδέεται. Αυτό συνεπάγεται σπατάλη χρόνου για ελέγχους και επαναφορά όταν αποκατασταθεί το σφάλμα. Γενικά υπάρχουν διάφορα ζητήματα που έχει εγείρει η χρήση ΔΠ και πρέπει να καθοριστούν υπό νέα βάση:

- Αντιμετώπιση βραχυκυκλωμάτων και προστασίας των μέσων και των γραμμών
- Εξασφάλιση ποιότητας ισχύος και ευστάθειας δικτύου

¹⁵ (<https://strategicmicrogrid.com/about-microgrids/>)

- Διαδικασίες ελέγχου τάσης.
- Δυνατότητα συνεισφοράς της ΔΠ στις βοηθητικές υπηρεσίες (ancillary services).
- Κανόνες απομονωμένης (islanding) και διασυνδεδεμένης λειτουργίας της ΔΠ.

Προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση ενός δικτύου διανομής που περιέχει ΔΠ είναι απαραίτητος ο έλεγχος της διασύνδεσης των φορτίων με τις μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας και με το υπόλοιπο δίκτυο. Αυτό επιτυγχάνεται με την εισαγωγή της μονάδας ΔΠ στο κέντρο διαχείρισης του πάροχου ηλεκτρικής ενέργειας. Από εκεί θα μπορεί πλέον να είναι διαχειρίσιμη και θα είναι δυνατή η συλλογή πληροφοριών σχετικά με την παραγόμενη ενέργεια.

Οι πληροφορίες αυτές στη συνέχεια με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης (TN) αξιοποιούνται έτσι ώστε να έχουμε καλύτερες δυνατότητες πρόβλεψης και καλύτερη διαχείριση των διαθέσιμων πηγών, που έχει ως αποτέλεσμα την ελάττωση του κόστους λειτουργίας και συντήρησης και την άνοδο της αποδοτικότητας της μονάδας.

Υποστηριζόμενη από άλλες πολλά υποσχόμενες τεχνολογίες, όπως το Διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT), οι αισθητήρες, τα μεγάλα δεδομένα (Big data) και η κατακεντρωμένη λογιστική, η TN έχει τη δυνατότητα να ξεκλειδώσει το τεράστιο δυναμικό των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Οι αλγόριθμοι της TN έχουν τη δυνατότητα της ταχύτατης επεξεργασίας των δεδομένων που λαμβάνουν και ως εκ τούτου μπορούν να εκτελέσουν ταχύτατα υπολογισμούς και να δώσουν αποτελέσματα σε πραγματικό χρόνο.

4.6 Η πρόκληση της τεχνητής νοημοσύνης στα μικροδίκτυα: Πρόβλεψη του απρόβλεπτου

Τα προηγμένα μικροδίκτυα διαχειρίζονται μια σειρά από μεταβλητές στην προσπάθειά τους να παράγουν την πιο καθαρή, αποδοτικότερη και πιο αξιόπιστη ενέργεια. Ακόμη και κάτω από ιδανικές συνθήκες, μπορεί να υπάρχουν τεράστιες ποσότητες δεδομένων για ταξινόμηση ενός συνδεδεμένου στο δίκτυο μικροδικτύου, συμπεριλαμβανομένων καιρικών συνθηκών, κυμαινόμενων προτύπων κατανάλωσης και παραγωγής ενέργειας και τιμολόγησης καυσίμου και ηλεκτρικής ενέργειας — τα οποία όλα μπορούν να αλλάξουν σε πραγματικό χρόνο.

Επιπλέον, καθώς προσπαθούμε ολοένα και περισσότερο να επιτύχουμε στόχους για το κλίμα με ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, τα μικροδίκτυα αναλαμβάνουν το έργο της διαχείρισης της ακραίας μεταβλητότητας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Τα μικροδίκτυα καλούνται να παρέχουν αξιόπιστη ισχύ, να βελτιστοποιούν το φορτίο, και να εξισορροπούν τη μεταβλητότητα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας — και να το κάνουν πιο γρήγορα και με μεγαλύτερη ακρίβεια. Όλα τα παραπάνω πραγματοποιούνται με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης (AI).

Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να λύσει προβλήματα, να μάθει μοτίβα και επαναλήψεις και να βγάλει συμπεράσματα που διαφορετικά θα ήταν δυσκίνητα για τον ακριβή υπολογισμό ενός ανθρώπινου μυαλού, ειδικά με μεγάλα σύνολα δεδομένων. Η τεχνητή νοημοσύνη, το σύννεφο και τα μεγάλα δεδομένα έχουν ενωθεί για να επεξεργαστούν τεράστιους όγκους δεδομένων και να «μάθουν» μοτίβα από τα δεδομένα για να εξάγουν με ακρίβεια συμπεράσματα.

Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να εφαρμοστεί στις φάσεις σχεδιασμού, ανάπτυξης και λειτουργίας ενός μικροδικτύου, επομένως ωφελεί τους προγραμματιστές μικροδικτύων, τους παρόχους και τους ολοκληρωτές εξοπλισμού και τους χειριστές.

Για τους προγραμματιστές μικροδικτύων, η τεχνητή νοημοσύνη προσφέρει γρήγορους υπολογισμούς για μοντελοποίηση σε πραγματικό χρόνο τεράστιου όγκου δεδομένων, βοηθώντας τους να λάβουν αποφάσεις σχετικά με το μέγεθος της χωρητικότητας σχετικά με τον εξοπλισμό δικτύου, τις διαμορφώσεις ηλιακής και αιολικής ενέργειας και τη χρήση υποδομής φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων.

Για τους παρόχους εξοπλισμού, η τεχνητή νοημοσύνη παρέχει μοντελοποίηση και προσομοίωση για αποτελεσματική χρήση ελεγκτών, ηλιακών μετατροπέων, συστημάτων μπαταριών και άλλων κατανεμημένων πόρων του δικτύου ενέργειας.

Για τους φορείς εκμετάλλευσης μικροδικτύων, η τεχνητή νοημοσύνη καταργεί την ανάγκη παρέμβασης των χειριστών δικτύου και των διαχειριστών περιουσιακών στοιχείων στις λειτουργίες μικροδικτύων. Αντίθετα, η ενέργεια παραδίδεται αυτόματα στη σωστή τιμή, τόπο και χρόνο — χωρίς άνθρωποι παράγοντες να λαμβάνουν αποφάσεις ή να τραβούν κανένα μοχλό.

Η μοντελοποίηση και η προσομοίωση τεχνητής νοημοσύνης βελτιώνει τις λειτουργίες του μικροδικτύου με πολλούς τρόπους. Το αποτέλεσμα της μοντελοποίησης και της προσομοίωσης τεχνητής νοημοσύνης συμβάλλει στη λήψη αποφάσεων διαχείρισης μικροδικτύων. Με την επεξεργασία μεγάλων ποσοτήτων διαθέσιμων δεδομένων, η μηχανική μάθηση τίθεται σε λειτουργία και η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται για να βοηθήσει όλους τους ενδιαφερόμενους που διαχειρίζονται μικροδίκτυα να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις. Η τεχνητή νοημοσύνη τους βοηθά να λάβουν υπόψη τα ακόλουθα:

- Χειροκίνητο έναντι αυτόνομο: Καθορίζει ποιες λειτουργίες, έλεγχος και εξοπλισμός πρέπει να είναι χειροκίνητοι και ποιες αυτοματοποιημένες και αυτόνομες
- Διανομή και αποθήκευση ενέργειας: Καθορίζει πώς πρέπει να διανέμεται και να αποθηκεύεται η ισχύς με βάση την παραγωγή και τη ζήτηση
- Διαχείριση της μεταβλητότητας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας: Καθορίζει πώς πρέπει να ανταποκρίνεται το μικροδίκτυο στη μεταβλητότητα της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας — ιδιαίτερα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας
- Ενίσχυση των προβλέψεων: Καθορίζει ποια είναι η ακριβής πρόβλεψη προσφοράς, ζήτησης και τιμολόγησης
- Μείωση του ενεργειακού κόστους: Καθορίζει πώς μπορεί να μειωθεί το ενεργειακό κόστος καθώς και το συνολικό κόστος ιδιοκτησίας
- Βελτίωση της ανθεκτικότητας: Καθορίζει πώς μπορεί το μικροδίκτυο να παρέχει βέλτιστη ενεργειακή αξιοπιστία, είτε είναι συνδεδεμένο με το μεγαλύτερο δίκτυο είτε σε διαμόρφωση νησίδας.

4.7 Πώς η ΤΝ μεταμορφώνει τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας

Με τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας να καταλαμβάνουν μεγαλύτερο μερίδιο του δικτύου, υπάρχει απώλεια παραγωγής βασικού φορτίου από πηγές όπως ο άνθρακας, οι οποίοι παρέχουν αδράνεια δικτύου μέσω της παρουσίας βαρέως περιστρεφόμενου εξοπλισμού, όπως ατμοστρόβιλοι και αεριοστρόβιλοι. Χωρίς αδράνεια δικτύου, τα δίκτυα ισχύος θα είναι ασταθή και ευαίσθητα σε διακοπές λειτουργίας. Τώρα, με την εφαρμογή της

τεχνολογίας αισθητήρων, η ηλιακή και η αιολική παραγωγή μπορούν να παρέχουν τεράστιο όγκο δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας στην τεχνητή νοημοσύνη να προβλέπει επίπεδα χωρητικότητας.

Πριν από την αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης, οι περισσότερες τεχνικές πρόβλεψης βασίστηκαν σε μεμονωμένα μοντέλα καιρού που προσέφεραν μια στενή εικόνα των μεταβλητών που επηρεάζουν τη διαθεσιμότητα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Τώρα, έχουν αναπτυχθεί προγράμματα τεχνητής νοημοσύνης, τα οποία συνδυάζουν μοντέλα αυτοεκμάθησης καιρού, ιστορικά δεδομένα καιρού, μετρήσεις σε πραγματικό χρόνο από τοπικούς μετεωρολογικούς σταθμούς, δίκτυα αισθητήρων και πληροφορίες από δορυφορικές εικόνες και κάμερες ουρανού.

Το αποτέλεσμα είναι 30% βελτίωση της ακρίβειας στην ηλιακή πρόβλεψη, οδηγώντας σε κέρδη σε πολλά μέτωπα. Μειώθηκε το λειτουργικό κόστος παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, το κόστος έναρξης και τερματισμού λειτουργίας των συμβατικών γεννητριών και οι απότομες εναλλαγές της ηλιακής ενέργειας έγιναν περισσότερο διαχειρίσιμες .

Οι προβλέψεις των βασικών μεταβλητών-ταχύτητα ανέμου και παγκόσμια οριζόντια ακτινοβολία, καθώς και η ισχύς που προκύπτει-επιτρέπει την προβολή σε ένα εύρος χρονικών οριζόντων, από λεπτά και ώρες μπροστά (προκειμένου να διατηρηθεί σταθερό το δίκτυο) έως την επόμενη ημέρα (βελτιστοποίηση της διαθεσιμότητας των εγκαταστάσεων), σε αρκετές ημέρες πριν (προγραμματισμός συντήρησης).

Με όλο και μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων να γίνονται διαθέσιμα, οι προβλέψεις μπορούν τώρα να εκπαιδεύσουν αλγόριθμους για να προβλέψουν πιο αξιοσημείωτες παραμέτρους. Για παράδειγμα, πόση πρόσθετη ενέργεια χρησιμοποιείται κατά τη διάρκεια εορταστικών διακοπών, σε μια μεγάλης κλίμακας διεθνή εκδήλωση ή πόσο υψόμετρο επηρεάζει τη χρήση ενέργειας μιας κοινότητας.

Για τους παραγωγούς και τους εμπόρους ενέργειας, η ακριβέστερη πρόβλεψη μεταβλητής ανανεώσιμης ενέργειας σε μικρότερο χρονικό διάστημα τους επιτρέπει να προβλέπουν καλύτερα την παραγωγή τους και να υποβάλλουν προσφορές στις αγορές. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης είναι ένα εργαλείο στα χέρια των χειριστών δικτύου διότι μπορούν να διασφαλίσουν τη βέλτιστη χρήση των δικτύων ισχύος προσαρμόζοντας τις λειτουργίες στις καιρικές συνθήκες ανά πάσα στιγμή. Πιο ακριβείς βραχυπρόθεσμες προβλέψεις

μπορούν να οδηγήσουν σε καλύτερη δέσμευση μονάδας και αυξημένη αποδοτικότητα διακίνησης ενέργειας, βελτιώνοντας έτσι την αξιοπιστία και μειώνοντας τα απαιτούμενα αποθεματικά λειτουργίας. Αυτό συμβαίνει διότι ελέγχονται με μεγαλύτερη ακρίβεια άλλες μονάδες παραγωγής ενέργειας, όπως οι μονάδες άνθρακα που χρειάζονται πολλές ώρες για να αποδώσουν πλήρως.

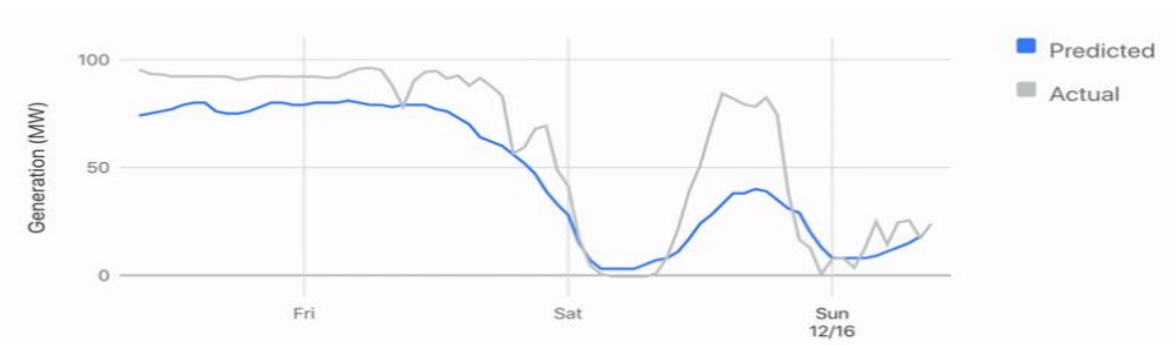
4.8 Ένα παράδειγμα εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης στις ΑΠΕ

Η εταιρεία DeepMind και η Google άρχισαν να εφαρμόζουν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης σε 700 μεγαβάτ ισχύος αιολικής ενέργειας στις κεντρικές Ηνωμένες Πολιτείες. Αυτά τα αιολικά πάρκα-μέρος του παγκόσμιου στόλου έργων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας της Google-παράγουν συλλογικά όση ηλεκτρική ενέργεια χρειάζεται μια πόλη μεσαίου μεγέθους.

Χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευμένο σε ευρέως διαθέσιμες καιρικές προβλέψεις και δεδομένα λειτουργίας στροβίλων, διαμορφώθηκε το σύστημα DeepMind που προβλέπει την παραγωγή αιολικής ενέργειας 36 ώρες πριν από την πραγματική παραγωγή. Με βάση αυτές τις προβλέψεις, το μοντέλο είναι σε θέση να υποδείξει πως θα συμπεριφερθεί το αιολικό πάρκο από άποψης παραδοτέας ενέργειας κάθε ώρα, μια ολόκληρη ημέρα νωρίτερα. Αυτό είναι σημαντικό, επειδή οι ενεργειακές πηγές που μπορούν να προγραμματιστούν (δηλαδή να παρέχουν μια καθορισμένη ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας σε μια καθορισμένη ώρα) είναι συχνά πιο πολύτιμες για το δίκτυο μιας και προσφέρουν σταθερότητα, ποιότητα ισχύος και εύκολη διαχείριση.

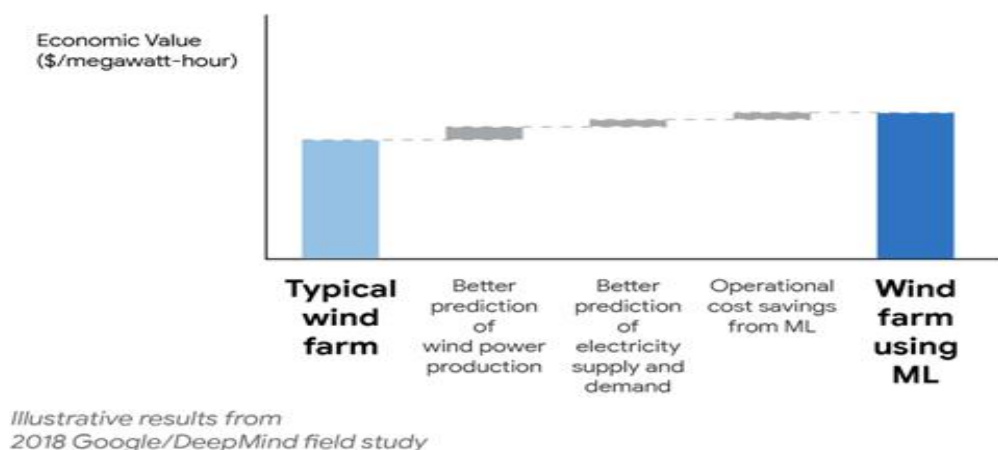
Ο αλγόριθμος βελτιώνεται συνεχώς και η χρήση μηχανικής μάθησης στα αιολικά πάρκα έχει θετικά αποτελέσματα. Μέχρι σήμερα, η μηχανική μάθηση έχει αυξήσει την αξία της αιολικής ενέργειας κατά περίπου 20 %, σε σύγκριση με το βασικό σενάριο για μη δεσμεύσεις βάσει χρόνου στο δίκτυο.

Στη συνέχεια φαίνεται ένα γράφημα (Διάγραμμα 4.1) που δείχνει την πρόβλεψη του αλγορίθμου σε σύγκριση με την πραγματική παραγόμενη ισχύ. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος προβλέπει στις περισσότερες περιπτώσεις τις μέγιστες και τις ελάχιστες τιμές στην παραγόμενη ενέργεια και τις απότομες αλλαγές.



Διάγραμμα 4.1: Πρόβλεψη του αλγορίθμου σε σύγκριση με την πραγματική παραγόμενη ισχύ ¹⁶

Δεν είναι δυνατόν να εξαλειφθεί η μεταβλητότητα του ανέμου, αλλά τα πρώτα αποτελέσματα του αλγορίθμου υποδηλώνουν ότι είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί η μηχανική μάθηση για να γίνει η αιολική ενέργεια αρκετά πιο προβλέψιμη και άρα χρήσιμη. Αυτή η προσέγγιση συμβάλλει επίσης στην αύξηση της αυστηρότητας των δεδομένων στις λειτουργίες των αιολικών πάρκων, καθώς η μηχανική εκμάθηση μπορεί να βοηθήσει τους χειριστές αιολικών πάρκων να κάνουν πιο έξυπνες, ταχύτερες και πιο βασισμένες σε δεδομένα αξιολογήσεις του τρόπου με τον οποίο η ισχύς τους μπορεί να καλύψει τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας και επομένως το οικονομικό όφελος να είναι μεγαλύτερο με τη χρήση του αλγορίθμου, όπως φαίνεται στο (Διάγραμμα 4.2) [5].



Διάγραμμα 4.2: Οικονομικό όφελος από τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης ¹⁷

¹⁶ (<https://deepmind.com/blog/article/machine-learning-can-boost-value-wind-energy>)

¹⁷ (<https://deepmind.com/blog/article/machine-learning-can-boost-value-wind-energy>)

Κεφάλαιο 5 Αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης για τον έλεγχο των δεδομένων στα μικροδίκτυα

5.1 Προεπεξεργασία δεδομένων

Λόγω των πολύπλοκων συμπεριφορών κατανάλωσης ενέργειας των χρηστών από την πλευρά της ζήτησης, τα δεδομένα φορτίου με τηλεμέτρηση μπορεί να περιλαμβάνουν μη κανονικά δεδομένα, τα οποία μπορούν γενικά να χωριστούν σε κακά δεδομένα και σε παραμορφωμένα δεδομένα. Τα κακά δεδομένα προκαλούνται κυρίως από την αστοχία των μετρητών, ενώ τα παραμορφωμένα δεδομένα φορτίου αναφέρονται σε μια ξαφνική πτώση φορτίου που συνήθως προκύπτει από μια αλλαγή μεγάλου βιομηχανικού φορτίου στο δίκτυο. Για την αναχαίτιση των προβλημάτων που προκαλούνται από μη κανονικά δεδομένα, είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν κατάλληλες μέθοδοι για τον εντοπισμό των μη φυσιολογικών δεδομένων από τα τηλεμετρημένα ακατέργαστα δεδομένα φορτίου και, στη συνέχεια, να επεξεργαστούμε τα εντοπισμένα μη φυσιολογικά δεδομένα με βάση πραγματικές καταστάσεις. Σε αυτήν την ενότητα, εξετάζουμε και συγκρίνουμε τις συνήθως χρησιμοποιούμενες μεθόδους επεξεργασίας μη φυσιολογικών δεδομένων και στη συνέχεια συζητάμε την προσέγγιση προεπεξεργασίας δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί σε αυτό το έγγραφο [11].

5.2 Παραδοσιακές μέθοδοι προεπεξεργασίας δεδομένων

Επί του παρόντος, οι κοινώς χρησιμοποιούμενες παραδοσιακές μέθοδοι για την ανίχνευση ανώμαλων δεδομένων περιλαμβάνουν τη μέθοδο οριζόντιας σύγκρισης δεδομένων και τη μέθοδο σύγκρισης μέσου όρου-προτύπου-απόκλισης χρονικού παραθύρου. Γενικά, τα δεδομένα φορτίου τείνουν να είναι σχετικά σταθερά μέσα σε σύντομο χρονικό διάστημα και οι καμπύλες μεταβολής φορτίου είναι παρόμοιες σε διαφορετικούς χρονικούς κύκλους. Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό, η μέθοδος οριζόντιας σύγκρισης δεδομένων ανιχνεύει το φορτίο σε παρακείμενες στιγμές. Όταν τα δεδομένα φορτίου σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή θεωρούνται μη φυσιολογικά εάν υπερβούν ένα δεδομένο όριο. Αυτή η μέθοδος είναι εύκολη στην εφαρμογή. Ωστόσο, έχει τα προβλήματα ότι είναι δύσκολο να οριστεί ένα όριο για την αναγνώριση μη κανονικών δεδομένων και ότι τα

δεδομένα που είναι μη φυσιολογικά την προηγούμενη ή την επόμενη στιγμή μπορεί να προκαλέσει λανθασμένη εκτίμηση των δεδομένων την τρέχουσα στιγμή. Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα, το χρονικό παράθυρο μέσος-πρότυπο-ευρύτερο χρονικό ορίζοντα. Αποφεύγει το βάρος της προεπιλογής του ορίου ανίχνευσης και βελτιώνει τη συνολική απόδοση ανίχνευσης. Αφού εντοπιστούν τα μη φυσιολογικά δεδομένα, αυτή η μέθοδος κάνει μια περαιτέρω διόρθωση που αρχικά τοποθετεί τα μη κανονικά δεδομένα στο μηδέν και στη συνέχεια επεξεργάζεται τα δεδομένα που λείπουν χρησιμοποιώντας κατάλληλες μεθόδους συμπλήρωσης δεδομένων. Η συνήθως χρησιμοποιούμενη μέθοδος διόρθωσης και πλήρωσης δεδομένων παρουσιάζεται εν συντομία στην εργασία των Guoa et al., 2021 [11].

5.2.1 Μέθοδος διαμήκους πλήρωσης

Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί αναλογική συσχέτιση ή βαθμό συσχέτισης με μια αρχή υποκατάστασης παρόμοιας ημέρας. Εάν δύο ή περισσότερες ημέρες έχουν παρόμοιους συντελεστές πρόσκρουσης σχετικά με το ηλεκτρικό φορτίο, αναφέρονται ως παρόμοιες ημέρες. Για μια ημέρα με δεδομένα που λείπουν, εάν υπάρχει μία παρόμοια ημέρα που έχει δεδομένα, τα δεδομένα αυτής της παρόμοιας ημέρας χρησιμοποιούνται για την πλήρωση των δεδομένων αυτής της ημέρας με δεδομένα που λείπουν και εάν υπάρχουν περισσότερες από μία παρόμοιες ημέρες, η μέση τιμή Τα δεδομένα αυτών των ημερών χρησιμοποιούνται για την πλήρωση.

5.2.2 Μέθοδος πλήρωσης πρόβλεψης παλινδρόμησης

Σε αυτήν τη μέθοδο, τα δεδομένα που λείπουν αντικαθίστανται από τα δεδομένα που προβλέπονται με την εκτέλεση παλινδρόμησης σε ιστορικά δεδομένα των οποίων ο χρόνος είναι προηγούμενος από εκείνον των δεδομένων που λείπουν. Σε αυτόν τον τύπο μεθόδων, οι συνήθως χρησιμοποιούμενες περιλαμβάνουν την παραμετρική παλινδρόμηση, τη μη παραμετρική παλινδρόμηση και τη γραμμική παλινδρόμηση.

5.2.3 Μέθοδος πλήρωσης κανονικής τιμής διαστήματος

Αυτή η μέθοδος λαμβάνει πρώτα ένα κανονικό εύρος των διαθέσιμων δεδομένων φορτίου και στη συνέχεια χρησιμοποιεί τη μέση ή τη διάμεση τιμή αυτού του εύρους για να αντικαταστήσει τα δεδομένα που λείπουν. Επιπλέον, εάν ο αριθμός των δειγμάτων

δεδομένων που λείπουν είναι πολύ μικρότερος από τον αριθμό των συνολικών δειγμάτων και ταυτόχρονα η εξάρτηση μεταξύ κάθε δεδομένων είναι σημαντική, τότε θα ήταν δύσκολο να συμπληρωθούν και να διορθωθούν τα δεδομένα που λείπουν. Αυτό μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου.

5.3 Έξυπνες μέθοδοι προεπεξεργασίας δεδομένων

Τα πρόσφατα αυτά χρόνια, με την ταχύτατη ανάπτυξη της τεχνολογίας της τεχνητής νοημοσύνης, οι ερευνητές υιοθέτησαν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης στην προεπεξεργασία δεδομένων, π.χ. το νευρωνικό δίκτυο αυτοοργάνωσης χάρτη (self-organizing map SOM) [18], εμπειρική αποσύνθεση τρόπου (empirical mode decomposition EMD) [19], το σύνολο εμπειρικής αποσύνθεσης τρόπου (ensemble empirical mode decomposition EEMD) [20], το variational mode decomposition (variational mode decomposition VMD) [21], το σύνολο ανάλυση ζευγών, και η μέθοδος απομόνωσης δασών, κ.λπ. Αυτή η εργασία εστιάζει κυρίως στη μέθοδο προεπεξεργασίας δεδομένων EEMD, η οποία αποτελεί βελτίωση της μεθόδου EMD. Το EMD, που προτάθηκε αρχικά από τον Huang το 1998, αποσυνθέτει τα δεδομένα σε έναν αριθμό εγγενών συνιστωσών λειτουργίας όσον αφορά τις εγγενείς χαρακτηριστικές κλίμακες τους [19]. Το EMD επιτρέπει στα δεδομένα φορτίου να υποβάλλονται σε καλή προεπεξεργασία και έτσι βελτιώνει την ακρίβεια της πρόβλεψης φορτίου. Ωστόσο, οι ερευνητικές προσπάθειες τα τελευταία χρόνια έχουν αποκαλύψει ορισμένους περιορισμούς κατά τη χρήση της μεθόδου EMD. Για να αντιμετωπίσει τους παραπάνω περιορισμούς, ο Hong πρότεινε μια βελτιωμένη μέθοδο αποσύνθεσης, δηλαδή την EEMD, για την προεπεξεργασία δεδομένων [20]. Σε σύγκριση με το EMD, το EEMD εισάγει δύο σημαντικές παραμέτρους: το πλάτος του λευκού θορύβου Gauss και τη συχνότητα πρωτεύοντος βήματος. Από τη μία πλευρά, ο Gaussian λευκός θόρυβος έχει συνέχεια σε διαφορετικές κλίμακες και διαφορετικές συχνότητες, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά για την καταστολή της προαναφερθείσας παραφωνίας τρόπου λειτουργίας [11].

5.4 Κοινοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

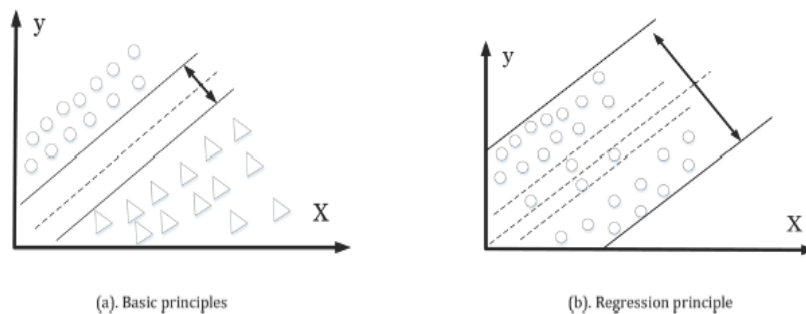
Επί του παρόντος, έχουν χρησιμοποιηθεί ποικίλοι αλγόριθμοι πρόβλεψης στην έρευνα για την πρόβλεψη φορτίου ισχύος, η οποία μπορεί χονδρικά να χωριστεί σε τρεις κατηγορίες

[22]: κλασική μέθοδος πρόβλεψης, παραδοσιακή μέθοδος πρόβλεψης και σύγχρονη μέθοδος πρόβλεψης. Η πρώτη (κλασική μέθοδος πρόβλεψης) περιλαμβάνει κυρίως τη μέθοδο που βασίζεται σε χρονοσειρές, τη μέθοδο ανάλυσης παλινδρόμησης και τη μέθοδο εκθετικής εξομάλυνσης. Η δεύτερη κατηγορία, η παραδοσιακή πρόβλεψη, κυρίως μέθοδος παρέκτασης κηλίδων και τάσεων, και παρόμοια μέθοδος ημέρας και μέθοδος πρόβλεψης gray . Η τελευταία, η σύγχρονη μέθοδος πρόβλεψης , περιλαμβάνει κυρίως τη μέθοδο του ειδικού συστήματος, τη μέθοδο του νευρωνικού δικτύου και τη μέθοδο που βασίζεται σε SVM [11].

5.4.1 Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με βάση το SVM

Το SVM είναι μια μέθοδος μηχανικής μάθησης που αναπτύχθηκε από την αρχή ελαχιστοποίησης δομικού κινδύνου και τη θεωρία στατιστικής μάθησης. Από τη μία πλευρά, το SVM χρησιμοποιεί την αρχή ελαχιστοποίησης δομικού κινδύνου αντί της αρχής της εμπειρικής ελαχιστοποίησης κινδύνου για να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα εκπαίδευσης, έτσι ώστε να αποφευχθεί η πτώση σε τοπικό βέλτιστο όπως το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN). Από την άλλη πλευρά, το SVM είναι ένα μοντέλο χαρακτηριστικών που μπορεί να χαρτογραφήσει μη γραμμικά τα δεδομένα εκπαίδευσης σε ένα επίπεδο χαμηλής διάστασης σε χώρο υψηλής διάστασης. Με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά, το SVM μπορεί να ξεπεράσει αποτελεσματικά τις αδυναμίες των παραδοσιακών μοντέλων πρόβλεψης (π.χ. αδύναμη ταξινόμηση-ικανότητα κατιόντων και υπερπροσαρμογή), και ως εκ τούτου χρησιμοποιείται ευρέως στην πρόβλεψη, εξόρυξη δεδομένων και άλλα πεδία. Η βασική αρχή του SVM είναι η εύρεση ενός ζεύγους διαχωριστικών υπερεπιπέδων που χωρίζουν τα δείγματα, όπως φαίνεται στο (Διάγραμμα 0.1)(α). Σε αυτό το σχήμα, η απόσταση ενός σημείου δείγματος από το πλησιέστερο διαχωριστικό υπερεπίπεδο ορίζεται ως περιθώριο. Το σύνολο των διαχωριστικών υπερεπιπέδων λέγεται ότι είναι βέλτιστο όταν μεγιστοποιούν το μικρότερο περιθώριο από όλα τα σημεία δείγματος. Σε αυτή την περίπτωση, το πρόβλημα ταξινόμησης SVM μετατρέπεται σε πρόβλημα παλινδρόμησης, όπως απεικονίζεται στο (Διάγραμμα 0.1)(β). Στις πρακτικές της πρόβλεψης φορτίου, υπάρχει το πρόβλημα ότι τα δείγματα δεδομένων εισόδου βρίσκονται συχνά σε μη γραμμικό και ξεχωριστό χώρο, γεγονός που καθιστά την προεπεξεργασία δεδομένων δύσκολη. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, η έννοια της συνάρτησης πυρήνα εισάγεται στο SVM για να αντιστοιχίσει τα δεδομένα

εισόδου σε έναν χώρο υψηλών διαστάσεων, και έτσι τα δεδομένα μπορούν εύκολα να ταξινομηθούν. Με αυτόν τον τρόπο, είναι ευκολότερο να αποκτηθούν διαφορετικές επιφάνειες υπερεπιπέδων τροποποιώντας τη λειτουργία του πυρήνα. Ουσιαστικά, με τη χρήση του EEMD για προεπεξεργασία και τη χρήση μιας συνάρτησης ενσωματωμένου πυρήνα, ένα πρόβλημα SVM είναι ισοδύναμο με ένα πρόβλημα τετραγωνικού γραμμικού προγραμματισμού και επομένως μπορεί να αποδειχθεί ότι έχει μια μοναδική λύση [11].



Διάγραμμα 0.1: Οι αρχές λειτουργίας της SVM ¹⁸

5.4.2 Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με βάση το τυχαίο δάσος

Ένας άλλος σημαντικός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης είναι ο RF, ο οποίος προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Breiman με βάση τη θεωρία της ταξινόμησης δέντρου (Breiman, 2001) [23]. Ουσιαστικά, το RF συνδυάζει πολλαπλά δέντρα αποφάσεων για να κάνει προβλέψεις και χρησιμοποιεί ψηφοφορία ή μέσο όρο για την ταξινόμηση των δεδομένων εισόδου. Κατά τη διαδικασία ταξινόμησης, το RF μπορεί να ταξινομήσει τα χαρακτηριστικά των δεδομένων εισόδου σύμφωνα με τη σημασία τους σε σχέση με τα αποτελέσματα της πρόβλεψης. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στην επιλογή χαρακτηριστικών και στην κατασκευή αποτελεσματικών ταξινομητών. Κατά συνέπεια, το RF μπορεί να συνειδητοποιήσει τη μείωση διαστάσεων των χαρακτηριστικών των δεδομένων εισόδου εξαλείφοντας τα χαρακτηριστικά χαμηλότερης κατάταξης. Από την άλλη πλευρά, ένα χαρακτηριστικό υψηλότερης κατάταξης σημαίνει συνήθως μια ισχυρότερη συσχέτιση μεταξύ του χαρακτηριστικού και του αποτελέσματος πρόβλεψης, επομένως ένα τέτοιο χαρακτηριστικό θα πρέπει να διατηρείται στην ταξινόμηση. Στη διαδικασία ελέγχου των παραγόντων που επηρεάζουν, η ραδιοσυχνότητα αρχικά δημιουργεί έναν τεράστιο αριθμό δέντρων από το σύνολο δεδομένων, στο οποίο μόνο ένα μικρό μέρος των

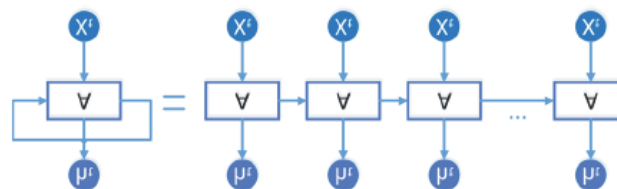
¹⁸ (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1040619020301767>)

χαρακτηριστικών εκπαιδεύεται για κάθε δέντρο, και στη συνέχεια εκτελεί τη στατιστική ανάλυση. Το RF υλοποιείται με βάση τον αλγόριθμο που περιλαμβάνει τα ακόλουθα βήματα [11]:

- (1) Από ένα σετ εκπαίδευσης με μέγεθος M , πραγματοποιήστε αντικαταστάσεις δειγμάτων K για να δημιουργήσετε σετ εκπαίδευσης K , όπου κάθε δείγμα επιλέγεται τυχαία από M δείγματα χρησιμοποιώντας τη μέθοδο bootstrap.
- (2) Εκπαιδεύστε τα σετ εκπαίδευσης K για τη δημιουργία δέντρων αποφάσεων K .
- (3) Για ένα μεμονωμένο δέντρο αποφάσεων, επιλέξτε τυχαία n χαρακτηριστικά ($n < N$, όπου N είναι ο συνολικός αριθμός χαρακτηριστικών), τμηματοποιήστε το δέντρο απόφασης σύμφωνα με το κέρδος πληροφοριών ή τον συντελεστή Gini ή άλλους δείκτες και επιλέξτε προϊόντα με ισχυρή χωρητικότητα ταξινόμησης - δυνατότητες για κάθε χαρακτηριστικό
- (4) Κάθε δέντρο απόφασης αυξάνεται στο μέγιστο χωρίς καμία προσαρμογή.
- (5) Πολλαπλά δέντρα απόφασης θα δημιουργηθούν για να σχηματίσουν ένα RF.

5.4.3 Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με βάση το LSTM

Η RNN προτάθηκε για πρώτη φορά το 1989 [24]. Είναι ένας τύπος νευρωνικού δικτύου ικανό για διαδοχική επεξεργασία δεδομένων, επισήμανση μέρους του λόγου και αναγνώριση ονομαζόμενης οντότητας κ.λπ. Το τυπικό διάγραμμα δομής και το διάγραμμα επέκτασης του RNN φαίνονται στο (Σχήμα 0.1). Όπως φαίνεται στο σχήμα, το RNN χωρίζεται σε τρία επίπεδα, δηλαδή το επίπεδο εισόδου, το κρυφό στρώμα και το στρώμα εξόδου. Η είσοδος του κρυφού στρώματος περιλαμβάνει την είσοδο του προηγούμενως κρυφού στρώματος και την έξοδο του στρώματος εισόδου.



Σχήμα 0.1: Διάγραμμα RNN και διάγραμμα επέκτασης RNN.¹⁹

¹⁹ (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1040619020301767>)

Σε σύγκριση με τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα και τα νευρωνικά δίκτυα συνέλιξη, οι κόμβοι σε διαφορετικά κελιά στο ίδιο κρυφό στρώμα RNN είναι διασυνδεδεμένοι. Επιπλέον, ένα σημαντικό πλεονέκτημα του RNN είναι η ικανότητά του να χρησιμοποιεί πληροφορίες συμφραζομένων κατά την αντιστοίχιση μεταξύ των ακολουθιών εισόδου και εξόδου. Δυστυχώς, για τυπικές αρχιτεκτονικές RNN, το εύρος του περιβάλλοντος στο οποίο είναι πρακτικά προσβάσιμο, είναι αρκετά περιορισμένο, δηλαδή, μέρος της ακολουθίας δεδομένων μπορεί να χαθεί και επομένως μπορεί να προκαλέσει υποβάθμιση της ακρίβειας. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος, προτείνεται μια παραλλαγή του RNN, που ονομάζεται LSTM [25], η οποία χρησιμοποιεί τις πολλαπλασιαστικές πύλες για να επιτρέπει στα κύτταρα μνήμης να αποθηκεύουν και να έχουν πρόσβαση σε σχηματισμό για μεγάλα χρονικά διαστήματα, μετριάζοντας έτσι το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης. Το (Σχήμα 0.2) απεικονίζει τη βασική δομή μιας μονάδας LSTM. Όπως φαίνεται σε αυτό το σχήμα, μια μονάδα αποθήκευσης LSTM σχηματίζεται με την ενσωμάτωση των επιπέδων εισόδου, εξόδου και λήψεως. Σε σύγκριση με το παραδοσιακό RNN, το στρώμα λήθης του LSTM δεν είναι μια συνηθισμένη νευρωνική μονάδα, αλλά έχει μια ξεχωριστή λειτουργία μνήμης. Κάθε μονάδα LSTM έχει ένα κελί του οποίου η κατάσταση τη χρονική στιγμή t συμβολίζεται με c_t . Αυτή η πλειάδα μπορεί να θεωρηθεί ως μονάδα μνήμης του LSTM. Ένα κύτταρο μνήμης αποτελείται από τέσσερα στοιχεία, δηλαδή, μια πύλη εισόδου, έναν νευρώνα με επαναλαμβανόμενη σύνδεση (συνδεδεμένος με τον εαυτό του), μια πύλη λήθης και μια πύλη εξόδου. Συγκεκριμένα, η εφαρμογή μιας μονάδας LSTM υιοθετεί την ακόλουθη διαδικασία [11]:

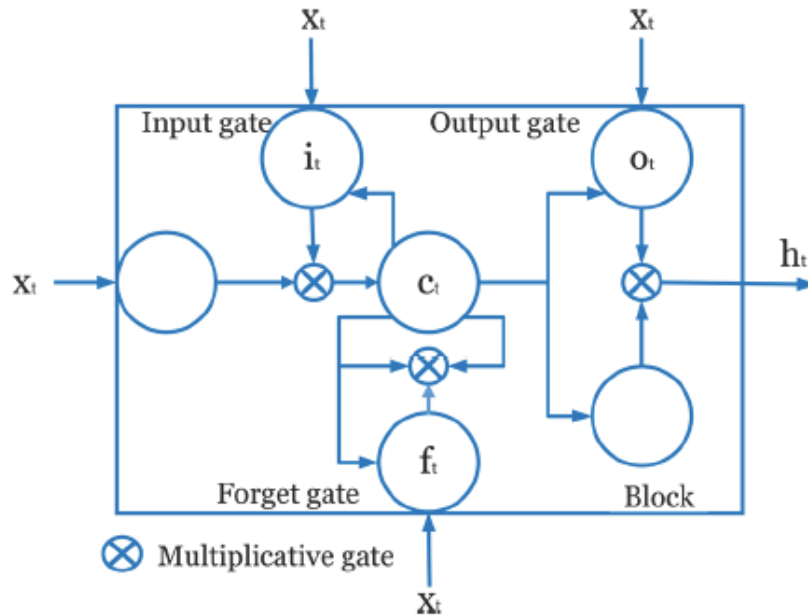
- (1) Σε κάθε χρονική στιγμή, η μονάδα LSTM λαμβάνει την τρέχουσα κατάσταση (x_t) και την κρυφή κατάσταση στην προηγούμενη χρονική στιγμή (h_{t-1}) μέσω των τριών πυλών της.
- (2) Κάθε πύλη λαμβάνει μια εσωτερική είσοδο πληροφοριών και την κατάσταση της μονάδας μνήμης (c_{t-1}).
- (3) Αυτές οι πύλες, μόλις λάβουν τις πληροφορίες εισόδου, χειρίζονται τις εισόδους από αντίστοιχες πηγές πληροφοριών (π.χ. h_{t-1} , c_{t-1}), ενώ η λογική συνάρτηση των πυλών καθορίζει τη δραστηριότητά τους.

(4) Μόλις οι πληροφορίες εισόδου υποβληθούν σε επεξεργασία από τη μη γραμμική συνάρτηση στην πύλη εισόδου, η κατάσταση του κελιού μνήμης που σχετίζεται με την πύλη λήθης υπερτίθεται για να σχηματίσει μια νέα κατάσταση κυψέλης μνήμης c_t .

(5) Τέλος, η κατάσταση κυψέλης μνήμης (c_t) θα σχηματίσει την έξοδο της μονάδας LSTM (h_t) με βάση τη μη γραμμική συνάρτηση και τον δυναμικό έλεγχο της πύλης εξόδου. Οι μεταβλητές που αναφέρονται παραπάνω αλληλεπιδρούν μεταξύ τους με βάση το ακόλουθο μοντέλο:

$$\begin{cases} f_t = \sigma_g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \\ i_t = \sigma_g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \\ o_t = \sigma_g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \\ c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \sigma_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \\ h_t = o_t \cdot \sigma_c(c_t) \end{cases}$$

όπου το x_t δηλώνει την είσοδο στο επίπεδο κελιών μνήμης τη στιγμή t , τα W_f , W_i , W_o , W_c , U_f , U_i , U_o και U_c είναι οι πίνακες βάρους και τα b_f , b_i , b_o και b_c είναι διανύσματα πόλωσης.



Σχήμα 0.2: Βασική δομή της μονάδας LSTM²⁰

²⁰ (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1040619020301767>)

5.5 Τα Νευρωνικά Δίκτυα στον πρωτογενή έλεγχο των μικροδικτύων

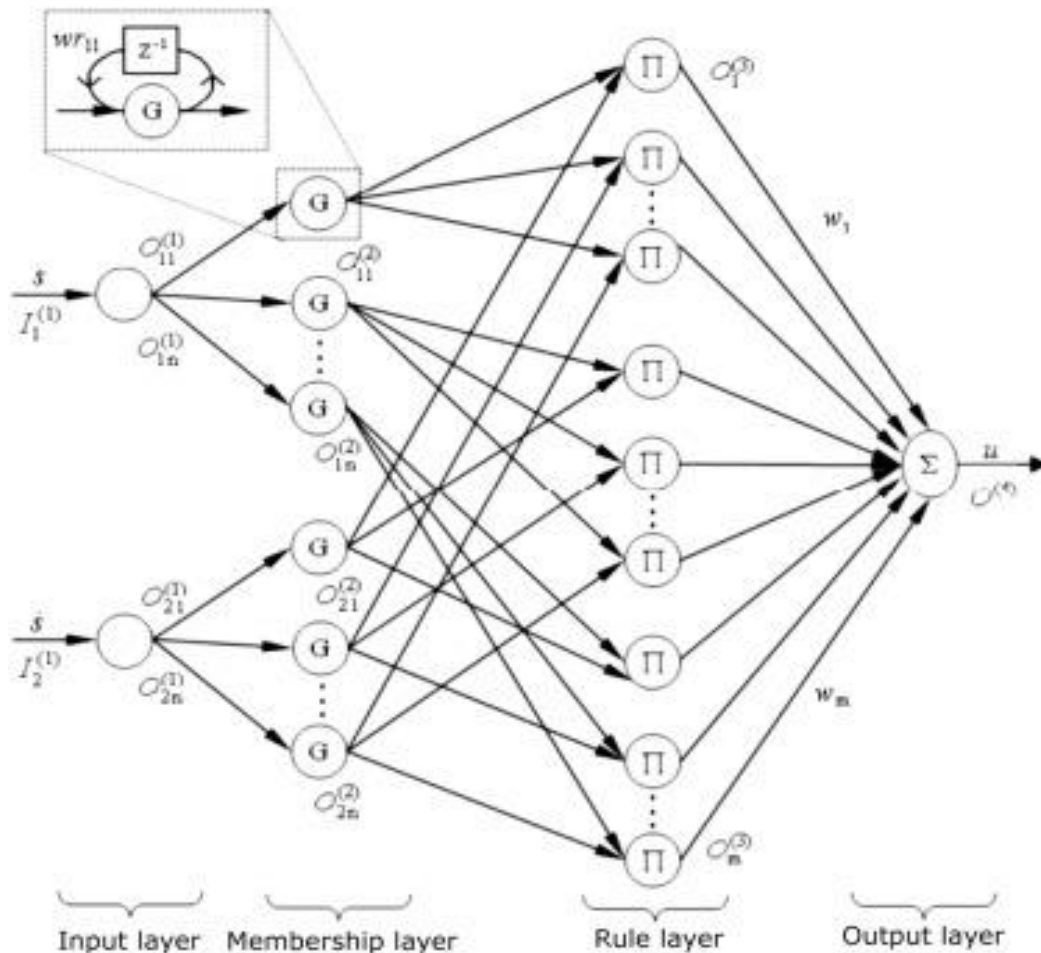
Υπάρχουν πολλές προκλήσεις σχετικά με τα μικροδίκτυα πολλαπλών πηγών. Αυτή η ενότητα παρέχει μια επισκόπηση των υφιστάμενων μεθόδων για την επίτευξη πρωτογενούς ελέγχου με χρήση ΝΔ. Η παρακολούθηση του σημείου μέγιστης ισχύος (Maximum Power Point - MPP) διαφορετικών μη αποσπώμενων μονάδων παραγωγής θεωρείται ως πρωτεύων έλεγχος, καθώς και άλλες στρατηγικές ελέγχου για την εξασφάλιση αξιόπιστης και αποδοτικής παροχής ενέργειας [4].

5.5.1 Παρακολούθηση PV MPP

Τα φωτοβολταϊκά (Photovoltaic PV) και τα συστήματα παραγωγής αιολικής ενέργειας (Wind Energy Generation - WEG) είναι δύο από τις πιο κοινές μη καταναεμημένες μονάδες παραγωγής σε ένα μικροδίκτυο, που παράγουν διακοπτόμενη ηλεκτρική ενέργεια λόγω εξωτερικών παραγόντων που δεν μπορούν να ελεγχθούν και βασίζονται σε πηγές παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας που ποικίλλουν σε συνθήκες σε μια αρκετά σύντομη χρονική κλίμακα. Η ηλιακή ακτινοβολία και η θερμοκρασία περιβάλλοντος επηρεάζουν σημαντικά την ισχύ εξόδου της φωτοβολταϊκής γεννήτριας και για οποιοδήποτε δεδομένο σύνολο συνθηκών λειτουργίας, υπάρχει ένα MPP στην καμπύλη τάσης-ρεύματος ($V-I$). Υπάρχουν πολλές εργασίες που εστιάζουν στην αύξηση της απόδοσης εξόδου ενός φωτοβολταϊκού συστήματος παρακολουθώντας το MPP λειτουργίας του. Η εργασία των Li et al. (2009) [26], ασχολείται με μια φωτοβολταϊκή γεννήτρια που συνδέεται με έναν μετατροπέα ενίσχυσης (boost converter) που ρυθμίζει την τάση εξόδου των Φ/B . Η είσοδος ελέγχου στον μετατροπέα ενίσχυσης λαμβάνεται ως έξοδος ενός επαναλαμβανόμενου ασαφούς (recurrent fuzzy -RF) ελεγκτή ΝΔ, ο οποίος έχει δύο εισόδους: το σφάλμα παρακολούθησης και την αλλαγή του σφάλματος. Η δομή του ΝΔ φαίνεται στο (Σχήμα 0.3). Οι παράμετροι του ελεγκτή RF αρχικοποιούνται χρησιμοποιώντας τις προτάσεις ενός ασαφούς ελεγκτή. Οι εξισώσεις για την ενημέρωση των παραμέτρων του δικτύου μπορούν να φανούν στο Li et al. (2009) [26], σε αυτές τις εξισώσεις υπάρχει ένα άγνωστο: που είναι η κλίση της εξόδου του συστήματος σε σχέση με την είσοδο ελέγχου. Αυτή η άγνωστη κλίση εκτιμάται με έναν διαδικτυακό εκτιμητή κλίσης που βασίζεται σε ένα RBFN. Η δομή του RBFN φαίνεται στο (Σχήμα 0.3).

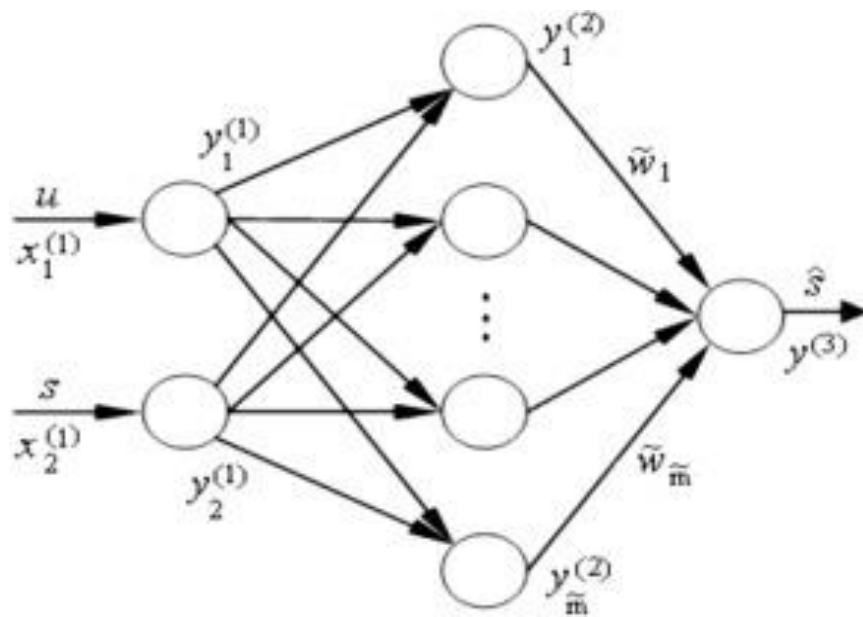
Εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης με βάση την κλίση κατάβασης για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος.

Οι Chettibi et al. (2018) [27] και Chettibi and Mellit (2018) [28] αντιμετωπίζουν το ίδιο πρόβλημα παρακολούθησης PV MPP (MPPT) με διαφορετικό τρόπο: χρησιμοποιώντας έναν ελεγκτή PI αλλά η αναφορά τάσης για τον ελεγκτή PI λαμβάνεται μέσω ενός δικτύου συνάρτησης ακτινικής βάσης ενός νευρώνα (SN-RBFN). Ο ρυθμιστής MPPT περιέχει έναν μόνο κρυφό νευρώνα με συνάρτηση ενεργοποίησης Gaussian. Η έξοδος του ΝΔ είναι η τάση αναφοράς στην έξοδο του ελεγκτή MPPT. Η εκμάθηση βασίζεται σε μια επαναληπτική μέθοδο οπίσθιας διάδοσης, με στόχο την ικανοποίηση της συνθήκης MPP, οπότε το SN-RBFN εξάγει την τάση αναφοράς που αντιστοιχεί στο MPP του Φ/Β συστήματος για τις δεδομένες κλιματικές συνθήκες.



Σχήμα 0.3: RFNN(Li et al., 2009).²¹

²¹ (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197620302372>)



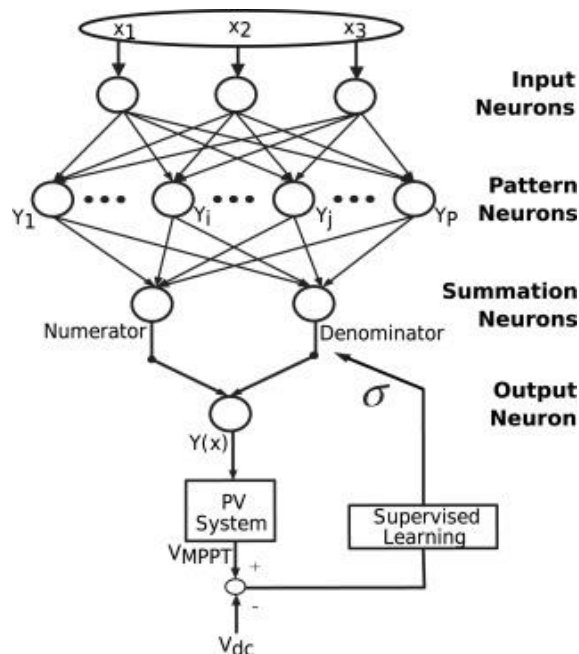
Σχήμα 0.4: RBFN(Li et al., 2009).²²

Μια παρόμοια προσέγγιση στο MPPT ενός φωτοβολταϊκού συστήματος αντιμετωπίζεται στο Kofinas et al. (2015) [29], όπου υλοποιείται ένας άμεσος νευρωνικός ελεγκτής που αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα, αλλά λαμβάνει επίσης υπόψη το ζήτημα των αρχικών ρυθμίσεων βάρους όταν χρησιμοποιείται ο διαδικτυακός αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης με βάση την καθοδική κλίση. Τα αρχικά βάρη και άλλες υπερπαραμέτροι μπορεί να προκαλέσουν δυσκολία σύγκλισης του σχήματος μάθησης προς ένα τοπικό ελάχιστο. Αυτά τα ζητήματα ξεπερνιούνται σε αυτήν την περίπτωση χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Big Bang-Big Crunch (BB-BC) (Erol and Eksin, 2006) [30]. Με αυτόν τον τρόπο τα βάρη του νευρώνα, η κλίση της συνάρτησης σιγμοειδούς ενεργοποίησης και ο ρυθμός εκμάθησης βελτιστοποιούνται εκτός σύνδεσης, επιτυγχάνοντας λειτουργία MPP υψηλής ποιότητας.

Τα έργα που παρουσιάζονται από τους Lin et al. (2011) [31] και οι Ou and Hong (2014) [32], ασχολούνται με ένα αυτόνομο υβριδικό ενεργειακό σύστημα που περιλαμβάνει μια συστοιχία φωτοβολταϊκών και μια ανεμογεννήτριας (WT). Στο Lin et al. (2011) [31] το PV MPPT έχει σχεδιαστεί με RBFN, όπως στους Chettibi et al. (2018) [33], αλλά είναι λίγο πιο

²² (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095219762030237>)

περίπλοκο, που αποτελείται από τρία επίπεδα και οι είσοδοι είναι κάπως πιο απλές στην πράξη. Αυτά είναι: η τάση στην έξοδο του Φ/Β (V_{pv}), το ρεύμα εξόδου του Φ/Β (I_{pv}), και η θερμοκρασία των ηλιακών συλλεκτών. Κατά τη διάρκεια των προσομοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν στο Lin et al. (2011) [31], οι αλλαγές βημάτων στην ηλιακή ακτινοβολία, τη θερμοκρασία περιβάλλοντος και τη διαταραχή φορτίου εφαρμόστηκαν στο ενεργειακό σύστημα φωτοβολταϊκών για να δείξουν τα πλεονεκτήματα του RBFN σε σχέση με τους συμβατικούς ελεγκτές ασαφούς λογικής όπως αυτός που παρουσιάζεται στους Patcharaprakiti et al. (2005) [34]. Το RBFN αποδείχθηκε πιο ανθεκτικό στις αλλαγές, πιο γρήγορο και με λιγότερη υπέρβαση. Στη συνέχεια, στο Ou and Hong (2014) [32] χρησιμοποιείται ένα GRNN για την εφαρμογή μιας τροποποιημένης μεθόδου διαταραχής και παρατήρησης, με ποικίλο μήκος βήματος, προκειμένου να βρεθεί ένας νόμος ελέγχου για την επίτευξη του MPP. Η δομή του GRNN φαίνεται στο (Σχήμα 5.5), όπου αντιπροσωπεύει την παράμετρο ομαλότητας. Και οι δύο ελεγκτές ΝΔ που περιγράφηκαν προηγουμένως δείχνουν καλή απόδοση σε σύγκριση με άλλους ελεγκτές MPPT, για παράδειγμα οι Brunton et al. (2010) [35] που εφαρμόζει τον έλεγχο ακραίας αναζήτησης και λαμβάνει αποτελέσματα πολύ παρόμοια με τον αλγόριθμο διαταραχής και παρατήρησης.



Σχήμα 0.5: Four layer GRNN (Ou and Hong, 2014).²³

²³ (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197620302372>)

5.5.2 Παρακολούθηση MPP αιολικής ενέργειας

Όσον αφορά τα συστήματα WEG, τα συστήματα παραγωγής μεταβλητής ταχύτητας εμφανίζουν/έχουν βελτίωση στην παραγωγή ενέργειας και μείωση του προβλήματος διακυμάνσεων σε σύγκριση με συστήματα σταθερής ταχύτητας. Στις προαναφερθείσες εργασίες Lin et al. (2011) [31] και οι Ou and Hong (2014) [32], έχει επίσης αναπτυχθεί ένας έλεγχος MPPT για το σύστημα WEG. Λαμβάνοντας υπόψη μια ανεμογεννήτρια ρυθμιζόμενου βήματος μεταβλητής ταχύτητας, όπου η διαθέσιμη μηχανική ισχύς εξόδου εξαρτάται από την πυκνότητα του αέρα, την ταχύτητα του ανέμου, το εμβαδόν των πτερυγίων και τον συντελεστή ισχύος (ο οποίος εξαρτάται από τη γωνία κλίσης των πτερυγίων και την αναλογία ταχύτητας κορυφής), οι καμπύλες δείχνουν ξεκάθαρα ότι υπάρχει μια ταχύτητα περιστροφής του στροβίλου που αντιστοιχεί στη μέγιστη παραγωγή ισχύος. Στο Lin et al. (2011) [31] θεωρείται ότι η ανεμογεννήτρια είναι συνδεδεμένη σε έναν ελεγχόμενο μετατροπέα AC-DC με PWM και ότι η τάση του διαύλου DC ρυθμίζεται σε σταθερή τιμή. Επομένως, αυτό που ελέγχεται για την εξαγωγή της μέγιστης ισχύος είναι το ρεύμα εξόδου του μετατροπέα. Ο έλεγχος επιτυγχάνεται με ένα ENN που περιλαμβάνει ένα επίπεδο περιβάλλοντος για τη μνήμη και ένα κρυφό επίπεδο. Με την προσθήκη ενός Gray predictor για την προεπεξεργασία δεδομένων (Deng, 1989) [36], επιτυγχάνονται καλύτερα αποτελέσματα στο Lin et al. (2013) [37]. Η προσέγγιση που υιοθετήθηκε για το WEG MPPT στο Ou and Hong (2014) [32] χρησιμοποιεί μια λειτουργία συρόμενης λειτουργίας δικτύου ακτινικής βάσης (RBFN-SM) που έχει το πλεονέκτημα ότι εκπαιδεύεται στο διαδίκτυο. Σύμφωνα με την αρχή του τρόπου ολίσθησης [38], ο στόχος είναι να διατηρηθεί η τροχιά της μεταβλητής κατάστασης, στην περίπτωση αυτή η ισχύς εξόδου του συστήματος WEG, περιορισμένη σε μια ολισθαίνουσα επιφάνεια. Η έξοδος του RBFN-SM είναι η γωνία βήματος αναφοράς για την επίτευξη μέγιστης αιολικής ισχύος. Ο έλεγχος λειτουργίας ολίσθησης προσφέρει πολλές πολύτιμες ιδιότητες, μία από αυτές είναι ότι μόλις επιτευχθεί ο στόχος ελέγχου, η δυναμική του συστήματος καθορίζεται από τα ολισθαίνοντα υπερεπίπεδα και είναι ανεξάρτητη από αβεβαιότητες και εξωτερικές διαταραχές. Οι Lin et al. (2011) [31] επιτυγχάνει έναν ελεγκτή με πολύ ταχύτερη απόκριση από τον αλγόριθμο ανάβασης σε λόφο (hill climb algorithm) που προτείνεται στους Wang and Chang (2004) [39] όταν υπάρχουν αλλαγές στην ταχύτητα του ανέμου. Η εργασία των Morimoto et al. (2005) [40] ασχολείται με ένα WEGS με εσωτερική σύγχρονη γεννήτρια

μόνιμου μαγνήτη, ο προτεινόμενος έλεγχος MPPT έχει το πλεονέκτημα ότι δεν χρειάζεται μηχανικούς αισθητήρες όπως αισθητήρες ταχύτητας και θέσης, διότι οι πληροφορίες εκτιμώνται με βάση τον προτεινόμενο αλγόριθμο ελέγχου χωρίς αισθητήρα, ο οποίος είναι ένα πλεονέκτημα έναντι των Lin et al. (2011) [31] και οι Ou and Hong (2014)[32].

5.6 Οι προκλήσεις της εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης σε ολόκληρο τον τομέα των ΑΠΕ

Η δυνατότητα της ΤΝ να αλλάξει το παιχνίδι για τον τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας είναι αδιαμφισβήτητη, αλλά αυτό δεν σημαίνει ότι η μεγαλύτερη εφαρμογή του σε αυτόν τον τομέα στερείται προκλήσεων. Στη σημερινή ψηφιακή εποχή, έχουν προκύψει ανησυχίες ότι η υπερβολική χρήση τεχνητής νοημοσύνης θα μπορούσε να αφήσει τα ενεργειακά δίκτυα ευάλωτα σε επιθέσεις στον κυβερνοχώρο. Ένα περιστατικό αφύπνισης ήρθε το 2015, όταν χάκερ έθεσαν 30 υποσταθμούς εκτός σύνδεσης στην Ουκρανία, αφήνοντας 230.000 άτομα στο σκοτάδι για έξι ώρες. Μια δεύτερη, πολύ μικρότερη επίθεση σημειώθηκε σε υποσταθμό ένα χρόνο αργότερα, στο Κίεβο. Πιστεύεται ότι η επίθεση του 2015 απαιτούσε μήνες προγραμματισμού και μια ομάδα δεκάδων που εργάζονταν συντονισμένα.

Ένας άλλος τύπος κυβερνοεπίθεσης σε δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας που έχει αναπτυχθεί πιο πρόσφατα περιλαμβάνει την εκμετάλλευση τρωτών σημείων στο υλικολογισμικό τείχους προστασίας. Το 2019, η North American Electric Reliability Corporation αποκάλυψε ότι η πρώτη επίθεση σε δίκτυο αμερικανικού δικτύου σημειώθηκε όταν διακόπηκε η επικοινωνία μεταξύ του κέντρου ελέγχου και των εγκαταστάσεων παραγωγής. Η διακοπή ήταν αποτέλεσμα της επανεκκίνησης ενός εξωτερικού μέρους των τειχών προστασίας της εταιρείας. Κάθε αποτυχία επικοινωνίας διήρκεσε λιγότερο από πέντε λεπτά, αλλά ολόκληρη η επίθεση συνεχίστηκε για περίπου 10 ώρες.

Ωστόσο, η πιθανότητα μιας άλλης επιτυχημένης επίθεσης μεγάλης κλίμακας φαίνεται ελάχιστη. Τα συστήματα λειτουργικής τεχνολογίας (operation technology:OT) είναι απομονωμένα από τα συστήματα τεχνολογίας πληροφοριών (information technology:IT), χωρίς συνδέσεις δικτύου μεταξύ των δύο και, ως εκ τούτου, είναι πολύ πιο δύσκολο να παραβιαστούν. Επιπλέον, τα συστήματα OT είναι πιο προσαρμοσμένα και εσωτερικά, επομένως είναι πολύ λιγότερο οικεία στους επίδοξους χάκερ.

Εάν οι χάκερ όντως μπήκαν σε δίκτυα επιχειρήσεων, θα χρειαζόταν να μάθουν τον εξοπλισμό και τις ρυθμίσεις. Επιπλέον, όποιο εξοπλισμό κι αν έχει ένα βοηθητικό πρόγραμμα, οι φυσικές διαδικασίες του απαιτούν πραγματική τεχνογνωσία για χειρισμό, καθώς και περισσότερη προσπάθεια και πόρους για μήνες.

Για αξιόπιστη τεχνητή νοημοσύνη, η συχνή επαλήθευση δεδομένων είναι απαραίτητη για να διασφαλιστεί ότι οι αλγόριθμοι παραμένουν έγκυροι με την πάροδο του χρόνου και ότι καθώς οι μηχανές μαθαίνουν δεν αποκλίνουν από τους αρχικούς αλγόριθμους [6].

Κεφάλαιο 6 Συμπεράσματα

Οι ανανεώσιμες μορφές ενέργειας συμμετέχουν όλο και περισσότερο στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Η χρήση τους όμως συνοδεύεται από το μεγάλο πρόβλημα της μεταβλητότητας (συννεφιά, άπνοια) και της αδυναμίας μακροχρόνιας πρόβλεψης των καιρικών συνθηκών προκειμένου να βελτιστοποιηθεί η εκμετάλλευσή τους. Δεν υπάρχει δηλαδή η έννοια της σταθερότητας στην παραγωγή. Προκειμένου το πρόβλημα αυτό να υπερκεραστεί, έχουν αναπτυχθεί μοντέλα πρόβλεψης που με χρήση της τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να δώσουν ακριβή καιρικά δεδομένα για τα προσεχή εικοσιτετράωρα. Οι προβλέψεις αυτές είναι χρήσιμο εργαλείο στα χέρια των διαχειριστών της ηλεκτρικής ενέργειας που με βάση τα δεδομένα, αποκτούν τη δυνατότητα να εκμεταλλεύονται και να συνδυάζουν με τον βέλτιστο τρόπο τους διαθέσιμους πόρους του δικτύου. Επίσης τα μοντέλα πρόβλεψης συμβάλλουν στην καλύτερη λειτουργία των μικροδικτύων που αποτελούν το νέο μοντέλο διαχείρισης του ηλεκτρικού δικτύου. Με τα μικροδίκτυα, γίνεται ευκολότερη η διαχείριση και η λειτουργία ή η απομόνωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Εν κατακλείδι, η τεχνητή νοημοσύνη σε συνδυασμό με τη σύγχρονη αρχιτεκτονική των μικροδικτύων συνδυάζονται με αποτέλεσμα το βέλτιστο δυνατό αποτέλεσμα όσον αφορά την εκμετάλλευσή της ηλεκτρικής ενέργειας στο βέλτιστο βαθμό.

Βιβλιογραφία

- [1] <https://www.seforall.org>
- [2] <https://www.osti.gov/servlets/purl/1171616>
- [3] <https://www.aemc.gov.au/energy-system/electricity/electricity-system/distributed-energy-resources>
- [4] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197620302372>
- [5] <https://deepmind.com/blog/article/machine-learning-can-boost-value-wind-energy>
- [6] https://www.ey.com/en_gl/power-utilities/why-artificial-intelligence-is-a-game-changer-for-renewable-energy
- [7] <https://searchenterpriseai.techtarget.com/definition/unsupervised-learning>
- [8] <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/supervised-learning>
- [9] <https://www.c2es.org/content/microgrids/>
- [10] <https://microgridknowledge.com/ai-for-microgrids-veritone/>
- [11] Weilin Guoa, Liang Chea*, Mohammad Shahidehpourb, Xin Wanc. Machine-Learning based methods in short-term load forecasting, January 2021.
- [12] <https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts#sec-what-is>
- [13] Orłowska-Kowalska T., Blaabjerg F., Rodríguez J. Advanced and Intelligent Control in Power Electronics and Drives. (first ed.), Springer International Publishing 2014.
- [14] Lin W.M., Hong C.M., Chen C.H. Neural-network-based MPPT control of a stand-alone hybrid power generation system. IEEE Trans. Power Electron, 2011.
- [15] Huang S.J., Huang K.S., Chiou K.C. Development and application of a novel radial basis function sliding mode controller. Mechatronics, 2003.
- [16] Seshagiri S., Khalil H.K. Output feedback control of nonlinear systems using RBF neural networks. IEEE Trans. Neural Netw, 2000.
- [17] Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press 2016. URL: <http://www.deeplearningbook.org>.

- [18] A. Diaz, E. Lopez-Rubio, J. Palomo. The forbidden region self-organizing map neural network. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 31 (1) (2019), pp. 201-211.
- [19] N. Huang, *et al* .A NEW VIEW OF NONLINEAR WATER WAVES: the hilbert Spectrum. *Annu. Rev. Fluid Mech.*, 31 (1999), pp. 417-457.
- [20] H. Hong, X. Zhu, W. Su, *et al*. Detection of time varying pitch in tonal languages: an approach based on ensemble empirical mode decomposition, *Journal of Zhejiang University Science C. Computers & Electronics.*, 13 (2) 2012, pp. 139-145.
- [21] M. Ali, A. Khan, U. Rehman. Hybrid multiscale wind speed forecasting based on variational mode decomposition. *Int. Trans. Electr. Energy Syst.* 28, 2018, pp. 1-21.
- [22] B. Xiao, C. Zhou, G. Mu. Review and prospect of the spatial load forecasting methods. *Proc. Chinese Soc. Electr. Eng.*, 000 (025), 2013, pp. 78-92.
- [23] L. Breiman. Random forests. *Mach. Learn.*, 45 (1), 2001, pp. 5-32.
- [24] W. Ronald, Z. David. A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks. *Neural Comput.*, 1 (2), 1989, pp. 270-280.
- [25] S. Hochreiter, J. Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural Comput.*, 9 (8) 1997, pp. 1735-1780.
- [26] Li C.H., Jing X., Zhu X.J. Study on control strategy for photovoltaic energy systems based on recurrent fuzzy neural networks. 5th International Conference on Natural Computation, ICNC 2009, pp. 282-286.
- [27] Chettibi N., Mellit A., Sulligoi G., Massi Pavan A. Adaptive neural network-based control of a hybrid AC/DC microgrid. *IEEE Trans. Smart Grid* 2018.
- [28] Chettibi N., Mellit A. Intelligent control strategy for a grid connected PV/SOFC/BESS energy generation system. *Energy* 2018.
- [29] Kofinas P., Dounis A.I., Papadakis G., Assimakopoulos M.N. An intelligent MPPT controller based on direct neural control for partially shaded PV system. *Energy Build.* 2015.
- [30] Erol O.K., Eksin I. A new optimization method: big bang-big crunch. *Adv. Eng. Softw.* 2006.

- [31] Lin W.M., Hong C.M., Chen C.H. Neural-network-based MPPT control of a stand-alone hybrid power generation system. *IEEE Trans. Power Electron*, 2011.
- [32] Ou T.C., Hong C.M. Dynamic operation and control of microgrid hybrid power systems. *Energy*, 2014.
- [33] Chettibi N., Mellit A., Sulligoi G., Massi Pavan A. Adaptive neural network-based control of a hybrid AC/DC microgrid. *IEEE Trans. Smart Grid*, 2018.
- [34] Patcharaprakiti N., Premrudeepreechacharn S., Sriuthaisiriwong Y. Maximum power point tracking using adaptive fuzzy logic control for grid-connected photovoltaic system. *Renew. Energy*, 30 (11) 2005, pp. 1771-1788.
- [35] Brunton S.L., Rowley C.W., Kulkarni S.R., Clarkson C. Maximum power point tracking for photovoltaic optimization using ripple-based extremum seeking control. *IEEE Trans. Power Electron.*, 25 (10) 2010, pp. 2531-2540.
- [36] Deng J. Introduction to Grey system theory. *J. Grey Syst. Theory*, 1 (1) 1989, pp. 1-24.
- [37] Lin W.M., Hong C.M., Huang C.H., Ou T.C. Hybrid control of a wind induction generator based on grey-elman neural network. *IEEE Trans. Control Syst. Technol.* 2013.
- [38] Biel D., Guinjoan F., Fossas E., Chavarria J. Sliding-mode control design of a boost-buck switching converter for ac signal generation. *IEEE Trans. Circuits Syst. I. Regul. Pap*, 2004.
- [39] Wang Q., Chang L. An intelligent maximum power extraction algorithm for inverter-based variable speed wind turbine systems. *IEEE Trans. Power Electron.*, 19 (5) 2004, pp. 1242-1249.
- [40] Morimoto S., Nakayama H., Sanada M., Takeda Y. Sensorless output maximization control for variable-speed wind generation system using IPMSG. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, 41 (1) 2005, pp. 60-67.