



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ**

**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΜΕΛΕΤΗ ΤΩΝ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΩΝ ΜΟΡΦΩΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ (ΑΠΕ) ΜΕ ΤΗΝ  
ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ**

**ΜΑΡΚΟΠΟΥΛΟΣ ΘΕΟΔΩΡΟΣ, ΑΜ: 6743**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΔΡΟΣΟΠΟΥΛΟΣ ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΣ**

**ΠΑΤΡΑ 2022**

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Υπάρχει μια αυξανόμενη ανάγκη για τη δημιουργία ενός φιλικού προς το περιβάλλον, οικονομικού και αξιόπιστου ενεργειακού συστήματος. Μέρος της λύσης που απαιτείται για να επίτευξη του εν λόγω στόχου, είναι να συμπεριληφθεί η κατανεμημένη παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας με βάση τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Τα μικροδίκτυα (Micro grids -MGs) μπορούν να γίνουν αποδέκτες ΑΠΕ, εάν ορισμένα χαρακτηριστικά και απαιτήσεις ικανοποιούνται,· ωστόσο εξακολουθούν να υπάρχουν αρκετά ζητήματα που απαιτείται να επιλυθούν για να γίνει αποδεκτή η διεξόδυση μεγάλης κλίμακας MG που βασίζονται σε ανανεώσιμες πηγές ενέργειας στο τρέχον ηλεκτρικό δίκτυο.

Για την επίλυση των διαφόρων προβλημάτων ελέγχου που προκύπτουν με τα MG και προκειμένου να εγγυώνται την ποιότητα της παραγόμενης ενέργειας, προτείνονται ποικίλες μέθοδοι. Με την αυξανόμενη διεξόδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας από ΑΠΕ αλλά και από συμμετοχή των πελατών, προστίθεται αβεβαιότητα και πολυπλοκότητα στο ενεργειακό σύστημα. Η ανάλυση του συστήματος δεν μπορεί πλέον να εξαρτάται αποκλειστικά από τη φυσική μοντελοποίηση και τους αριθμητικούς υπολογισμούς λόγω της δυσκολίας αντιμετώπισης της αβεβαιότητας. Υπάρχει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για συστήματα ελέγχου που βασίζονται σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης όπως τα νευρωνικά δίκτυα, νευροασαφή συστήματα συμπερασμάτων και εξελικτικοί αλγόριθμοι. Οι ευφυείς ελεγκτές είναι ιδιαίτερα κατάλληλοι για αυτόν τον τύπο εφαρμογών επειδή μπορούν να προσαρμοστούν σε αβεβαιότητες και να χρησιμοποιηθούν όταν το ακριβές μοντέλο ενός συστήματος δεν είναι διαθέσιμο ή είναι επιρρεπές σε αλλαγές.

Η τεχνητή νοημοσύνη και τα νευρωνικά δίκτυα προς όφελος της ποιότητας της ηλεκτρικής ενέργειας αποτελούν και το αντικείμενο της παρούσας πτυχιακής εργασίας . Αναλυτικά στα δύο πρώτα κεφάλαια παρουσιάζονται οι πλέον διαδεδομένες πηγές ήπιας ενέργειας, δηλαδή ηλιακή και αιολική. Ακολούθως στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα κύρια χαρακτηριστικά των μικροδικτύων και μετά τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων (ΝΔ). Στο τελευταίο κεφάλαιο αναλύονται εφαρμογές των ΝΔ με σκοπό τη βελτίωση των επιδόσεων των μικροδικτύων.

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ .....	I
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	III
ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	VI
ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ.....	VII
1 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 - ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	1
1.1 Η δύναμη των δεδομένων .....	2
2 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 – Η ΑΙΟΛΟΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ .....	3
2.1 Ιστορική αναδρομή.....	3
2.2 Πλεονεκτήματα αιολικής ενέργειας .....	4
2.3 Μειονεκτήματα αιολικής ενέργειας .....	5
2.4 Μέθοδοι πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας .....	5
3 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - ΗΛΙΑΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ.....	7
3.1 Θερμική ενέργεια .....	9
3.2 Παραγωγή ηλεκτρισμού .....	12
3.3 Μέθοδοι πρόβλεψης της ηλιακής ενέργειας .....	14
4 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 -ΔΙΕΣΠΑΡΜΕΝΗ ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ (ΤΝ).....	17
4.1 Η έννοια της διεσπαρμένης παραγωγής.....	17
4.2 Σύντομη επισκόπηση: Μικροδίκτυα .....	19
4.3 Βελτίωση της λειτουργίας της διεσπαρμένης παραγωγής με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης .....	21

4.4	Πώς η ΤΝ μεταμορφώνει τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας .....	22
4.5	Οι προκλήσεις της εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης σε ολόκληρο τον τομέα των ΑΠΕ .....	23
5	ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 - ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ .....	25
5.1	Είδη εκπαίδευσης .....	27
5.1.1	Εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning) .....	27
5.1.2	Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning) .....	29
6	ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 – ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΕ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΑ .....	31
6.1	Γενικά .....	31
6.2	Βασικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων .....	32
6.2.1	ADALINE .....	32
6.2.2	Πολυστρωματικό Perceptron (MLP).....	32
6.2.3	Νευρωνικό Δίκτυο Elman (Elman Neural Network - ENN).....	33
6.2.4	Δίκτυο λειτουργίας ακτινικής βάσης (Radial basis function network - RBFN) .....	33
6.2.5	Νευρωνικό Δίκτυο Γενικής Παλινδρόμησης (General Regression Neural Network - GRNN).....	34
6.2.6	Βαθιά νευρωνικά δίκτυα (Deep Neural Networks - DNN) .....	34
6.3	Αλγόριθμοι εκμάθησης .....	35
6.4	Τα νευρωνικά δίκτυα στον πρωτογενή έλεγχο των ΜG .....	38

6.4.1	Παρακολούθηση PV MPP.....	38
6.4.2	Παρακολούθηση MPP αιολικής ενέργειας.....	41
6.4.3	Έλεγχος συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας.....	44
6.4.4	Άλλοι κύριοι έλεγχοι.....	47
6.5	Το ΝΔ εφαρμόζεται στον δευτερεύοντα έλεγχο μικροδικτύων .	48
6.6	Φίλτρα ενεργού ισχύος που βασίζονται σε ΝΔ .....	52
6.7	Σταθερότητα τάσης .....	54
6.8	Συστήματα προστασίας .....	56
7	ΠΗΓΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ.....	58

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1-1	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 ( <a href="https://www.imagination.net/blog/artificial-intelligence-in-renewable-energy/">https://www.imagination.net/blog/artificial-intelligence-in-renewable-energy/</a> )	1
Εικόνα 2-1	Εικόνα. Οι οκτώ βοηθοί του Αιόλου απεικονίζονται στον πύργο των Αέρηδων (κτίσμα του 1ου π.Χ. αιώνα) στην Πλάκα.	3
Εικόνα 3-1	Αντανάκλαση και απορρόφηση ηλιακής ενέργειας. Αν και κάποιο εισερχόμενο ηλιακό φως αντανακλάται από την ατμόσφαιρα και την επιφάνεια της Γης, το μεγαλύτερο μέρος απορροφάται από την επιφάνεια, η οποία θερμαίνεται.	8
Εικόνα 3-2	Το φωτοβολταϊκό δυναμικό της Γης.	9
Εικόνα 3-3	Μια στέγη κτιρίου με επίπεδους συλλέκτες που απορροφούν την ηλιακή ενέργεια για τη θέρμανση του αέρα ή του νερού.	10
Εικόνα 3-4	Μια ηλιακή ηλεκτρική κουζίνα στο παλάτι Potala, Λάσα, Θιβέτ.	11
Εικόνα 3-5	Ηλιακό κύτταρο	12
Εικόνα 3-6	Μονοκατοικία με ηλιακούς συλλέκτες στην οροφή.	13
Εικόνα 3-7	Συγκεντρωμένη ηλιακή ενέργεια.	14

Εικόνα 4-1	Βασική δομή ενός μικροδικτύου	( <a href="https://strategicmicrogrid.com/about-microgrids/">https://strategicmicrogrid.com/about-microgrids/</a> ) .....	18
Εικόνα 5-1	Βιολογικός και τεχνητός νευρώνας	( <a href="https://www2.deloitte.com/se/sv/pages/technology/articles/part2-artificial-intelligence-techniques-explained.html">https://www2.deloitte.com/se/sv/pages/technology/articles/part2-artificial-intelligence-techniques-explained.html</a> ).....	26
Εικόνα 5-2	Η λογική της εκπαίδευσης με επίβλεψη	( <a href="https://www.sciencedirect.com/topics/chemical-engineering/supervised-learning">https://www.sciencedirect.com/topics/chemical-engineering/supervised-learning</a> ) .....	28
Εικόνα 5-3	Η λογική της εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη	( <a href="https://www.researchgate.net/figure/Unsupervised-Learning-Workflow-73_fig1_265985834">https://www.researchgate.net/figure/Unsupervised-Learning-Workflow-73_fig1_265985834</a> ) .....	30

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 6-1	Δομή ενός ΝΔ που εκπαιδεύεται στο διαδίκτυο με αλγόριθμο backpropagation .....	37
Σχήμα 6-2	RFND .....	39
Σχήμα 6-3	RBFN .....	40
Σχήμα 6-4	Τέσσερα στρώματα GRNN (Ou and Hong, 2014).....	41
Σχήμα 6-5	Αρχιτεκτονική του MDNN (Sabahi et al., 2007). .....	48
Σχήμα 6-6	Αρχιτεκτονική RBFN (Baghaee et al., 2016). .....	50
Σχήμα 6-7	Σχέδιο ελέγχου άμεσης ισχύος εικονικής ροής του μετατροπέα μπροστινού άκρου (Chettibi et al., 2018). .....	51

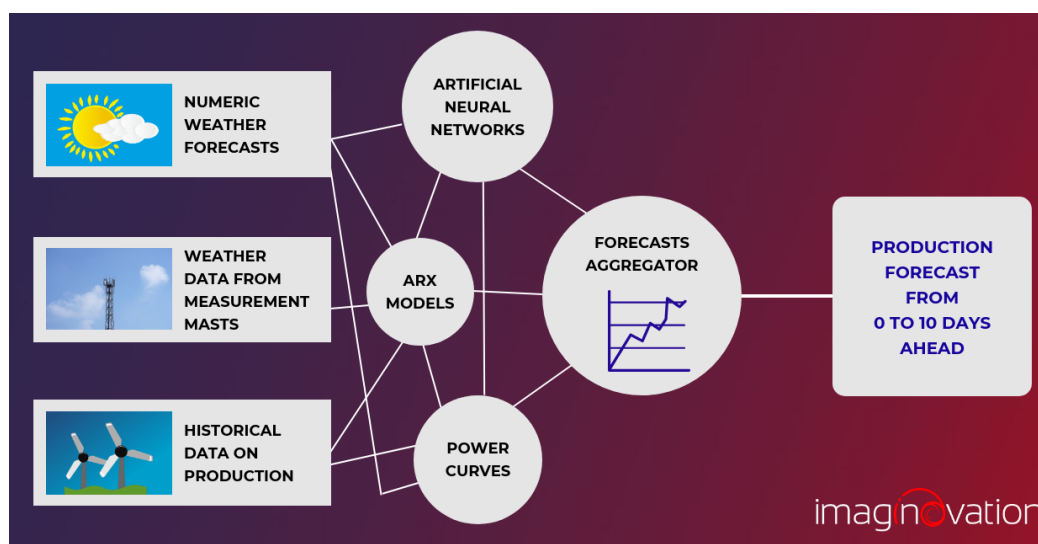




## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 - ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Καθώς στις χώρες της Ευρώπης υπάρχει η δέσμευση να αυξηθεί η παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, ώστε να επιτευχθούν οι στόχοι του 2030, έχουν αναπτυχθεί διάφορες στρατηγικές προς αυτό. Πολλές από αυτές βασίζονται στην αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, είτε με την κατασκευή νέων μονάδων είτε με την επαναλειτουργία παλαιότερων.

Ένας συμπληρωματικός τρόπος, και πιθανόν ο πιο αποτελεσματικός από οικολογική και οικονομική άποψη, συνίσταται στην βελτίωση της απόδοσης και την μείωση του κόστους λειτουργίας των ήδη υπάρχοντων μονάδων ΑΠΕ. Μία από τις πιο αξιόπιστες μεθόδους για την επιτυχή υλοποίηση του τρόπου αυτού, είναι η χρήση τεχνητής νοημοσύνης (TN), με τη βοήθεια της οποίας ο τεράστιος όγκος δεδομένων που προέρχεται από την λειτουργία των μονάδων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εξαχθούν χρήσιμες πληροφορίες, βάσει των οποίων μπορούν να ληφθούν σωστές αποφάσεις για τη λειτουργία των μονάδων, την κατάλληλη στιγμή.



Εικόνα 1-1 Μετεωρολογικές προβλέψεις, μετρήσεις από μετεωρολογικούς σταθμούς και πληροφορίες από τους σταθμούς παραγωγής των ΑΠΕ συνδυάζονται και με τη βοήθεια της TN παράγεται ένα μοντέλο πρόβλεψης μέχρι και 10 ημερών (<https://www.imaginnovation.net/blog/artificial-intelligence-in-renewable-energy/>)

Οι δυνατότητες βελτιστοποίησης της λειτουργίας, αύξησης της διαθεσιμότητας και μείωσης του κόστους λειτουργίας με την χρήση αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων (data mining) μπορούν να εφαρμοστούν εύκολα, υπό την προϋπόθεση ότι διατίθενται δεδομένα υψηλής ποιότητας και συχνότητας, τα οποία μπορούν να υποστούν επεξεργασία από κατάλληλα δομημένο σύστημα.

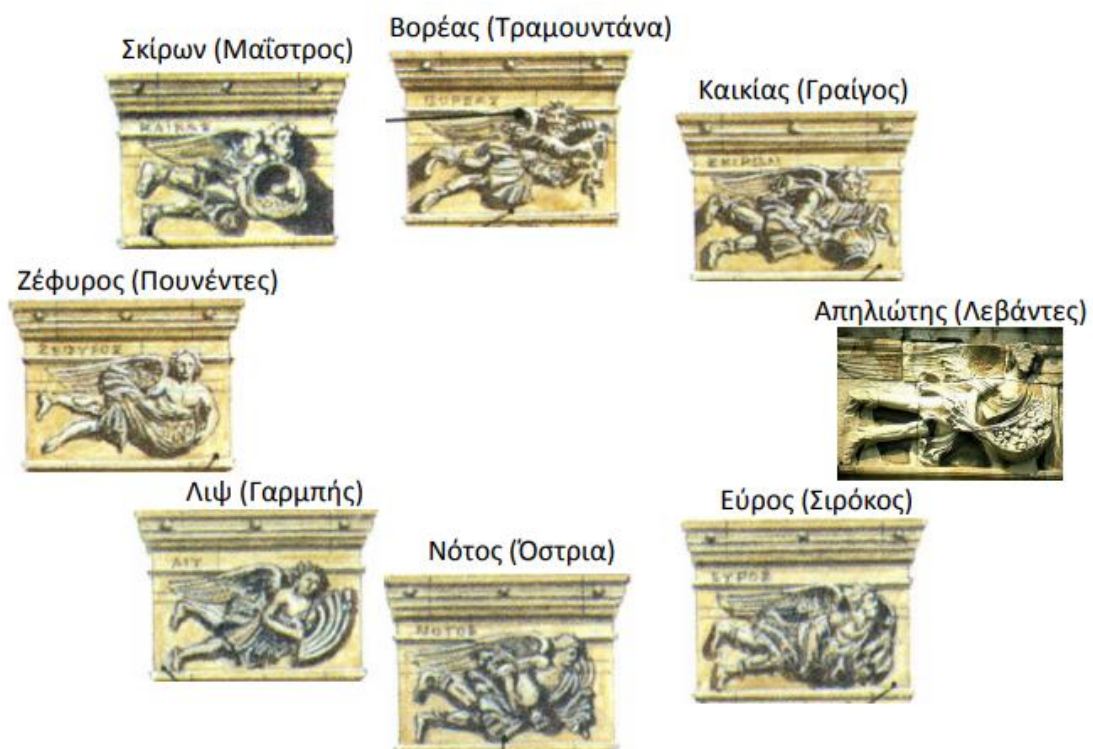
## **1.1 Η δύναμη των δεδομένων**

Εξόρυξη δεδομένων είναι η διαδικασία ανάκτησης μεγάλου όγκου δεδομένων από μία ή περισσότερες πηγές και συσχέτιση μεταξύ τους, με σκοπό την κατανόηση των εν εξελίξει ανωμαλιών στην λειτουργία, και την πρόβλεψη της μελλοντικής συμπεριφοράς των διάφορων συσκευών. Η ανάλυση των Μεγάλων Δεδομένων (Big Data) μπορεί να προσθέσει επιπλέον αξία σε κάθε στάδιο της διαχείρισης Χαρτοφυλακίου Έργων. Από την ανάλυση της παρατήρησης της συγκεντρωμένης πληροφορίας ως την αναγνώριση σφάλματος, τη διαγνωστική σφαλμάτων και τέλος τη βελτιστοποίηση μέσω συντεινόμενων προτάσεων που προκύπτουν από προηγμένο σύστημα παρακολούθησης. Σήμερα προτείνονται διάφορες προσεγγίσεις. Ενώ η κλασική τεχνητή νοημοσύνη προτείνει προχωρημένες μεθόδους διαγνωστικής μέσω μοντέλων γνώσης, οι μέθοδοι επιβλεπόμενης και μη-επιβλεπόμενης μάθησης προσφέρουν διαφορετικές δυνατότητες (π.χ. μέσω νευρωνικών δικτύων) χρησιμοποιώντας στατιστικές προσεγγίσεις.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 – Η ΑΙΟΛΟΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ

### 2.1 Ιστορική αναδρομή

Αιολική ονομάζεται η ενέργεια που παράγεται από την εκμετάλλευση του πνέοντος ανέμου. Χρησιμοποιείται από την αρχαιότητα στη ναυσιπλοΐα. Πρόκειται για ανανεώσιμη πηγή ενέργειας, με ανεξάντλητη και χωρίς κόστος πρώτη ύλη που δεν ρυπαίνει το περιβάλλον. Αξιοποιείται στην παραγωγή μηχανικής (αλευρόμυλοι, άντληση υπόγειων νερών, αποστράγγιση) και ηλεκτρικής (ανεμογεννήτριες) ενέργειας. Το όνομα προέρχεται από την ελληνική μυθολογία. Ο Αίολος είχε οριστεί από τον Δία κλειδοκράτορας των ανέμων και τους προκαλούσε ή τους σταματούσε κατά βούληση. Οι οκτώ άνεμοι ήταν: Βορέας, Καικίας, Απηλιώτης, Εύρος, Νότος, Λιψ, Ζέφυρος, Σκίρων.



Εικόνα 2-1 Εικόνα. Οι οκτώ βοηθοί του Αιόλου απεικονίζονται στον πύργο των Αέρηδων (κτίσμα του 1ου π.Χ. αιώνα) στην Πλάκα.

Η πρώτη χρήση αιολικής ενέργειας έγινε στη ναυσιπλοΐα, ενώ οι πρώτοι ανεμόμυλοι χρησιμοποιήθηκαν για άλεσμα δημητριακών και άντληση νερού. Οι αρχαιότεροι ανεμόμυλοι (κατακόρυφου άξονα) κατασκευάστηκαν στην Περσία τον 6ο έως τον 9ο αιώνα μ.Χ., ενώ η

πρώτη γραπτή αναφορά γίνεται στην Κίνα το 13ο αιώνα μ.Χ. Στην Ευρώπη αναπτύχθηκαν διάφορα είδη ανεμόμυλου (οριζόντιου άξονα) από τον 13ο αιώνα και πιθανόν οι νερόμυλοι να αποτέλεσαν πρότυπο για την κατασκευή τους. Το 17ο αιώνα η ‘τεχνολογία’ μεταφέρεται στην Αμερική όπου οι ανεμόμυλοι χρησιμοποιήθηκαν κυρίως για άντληση νερού. Στην Ελλάδα (ειδικότερα στο Αιγαίο) η χρήση ανεμομύλων χρονολογείται από το 13ο αιώνα. Το 1960 υπήρχαν 10000 ανεμόμυλοι στο Οροπέδιο Λασιθίου, 2500 στην υπόλοιπη Κρήτη, και 600 στη Ρόδο. Ο πρώτος ανεμόμυλος για παραγωγή ηλεκτρισμού κατασκευάστηκε το 1888 στο Cleveland του Ohio. Είχε διάμετρο πτερωτής 17 μέτρα και ισχύ 12 Kw. Σήμερα η Δανία χώρα πλούσια σε αιολικό δυναμικό έχει τα πρωτεία στην κατασκευή αλλά και στην χρήση ανεμογεννητριών. Πριν 30 χρόνια, μια τυπική ανεμογεννήτρια ήταν της τάξης των 25 kW. Σήμερα, οι αιολικές μηχανές που κατασκευάζονται είναι της τάξης των 750-2 500 kW.

## 2.2 Πλεονεκτήματα αιολικής ενέργειας

- Ανεξαρτησία από ορυκτά καύσιμα (δεν επιβαρύνει το περιβάλλον με αέριους ρύπους, παρέχει προστασία έναντι της αστάθειας τιμών των ορυκτών καυσίμων)
- Ιδιαίτερα φιλική στο περιβάλλον με αμελητέες επιδράσεις στη πανίδα και ελάχιστες απαιτήσεις γης
- Τεχνολογικά ώριμη, οικονομικά ανταγωνιστική, γρήγορη και τυποποιημένη συναρμολόγηση και εγκατάσταση
- Χαμηλό λειτουργικό κόστος
- Ελεύθερη, άφθονη και ανεξάντλητη πηγή ενέργειας
- Βοηθά στην αποκέντρωση του ενεργειακού συστήματος μειώνοντας απώλειες μεταφοράς ενέργειας
- Ενισχύει την ενεργειακή ανεξαρτησία κάθε χώρας
- Δημιουργεί θέσεις απασχόλησης στην περιφέρεια
- Σύστημα παραγωγής ενέργειας με μικρές απώλειες
- Ανεξάρτητη από κεντρικά δίκτυα διανομής

## 2.3 Μειονεκτήματα αιολικής ενέργειας

- Ο εκπεμπόμενος θόρυβος προέρχεται από τα περιστρεφόμενα μηχανικά τμήματα και από την περιστροφή των πτερυγίων. Εκτιμάται σε περίπου 44 db σε απόσταση 200 m για ταχύτητα ανέμου 8 m/s
- Η οπτική όχληση είναι κάτι υποκειμενικό αλλά κάποιος που είναι ευνοϊκά διακείμενος απέναντι στην ανάπτυξη της αιολικής ενέργειας, αποδέχεται οπτικά τις ανεμογεννήτριες. Δεδομένου ότι οι ανεμογεννήτριες είναι ορατές από απόσταση, πρέπει να γίνεται προσπάθεια ενσωμάτωσης τους στο τοπίο.
- Η επίδραση στις γεωργικές και κτηνοτροφικές δραστηριότητες. Το 99% της γης που φιλοξενεί ένα αιολικό πάρκο είναι διαθέσιμο για άλλες χρήσεις.
- Το ποσοστό των πουλιών που σκοτώνονται ετησίως από πρόσκρουση σε ανεμογεννήτριες είναι ασήμαντο (0.5%) σχετικά με το αυτό που οφείλεται σε πρόσκρουση με οχήματα και τις γραμμές μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας (60%). Πάντως θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη στη χωροθέτηση τυχόν προστατευόμενες περιοχές και να εξετάζεται η τοποθέτηση συστήματος υπερήχων
- Η απρόβλεπτη διακύμανση ενέργειας που δίνουν οι αιολικές μηχανές
- Σχετικά υψηλό κόστος έρευνας του αιολικού δυναμικού και εγκατάστασης της μηχανής

## 2.4 Μέθοδοι πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας

Η αιολική ενέργεια έχει χαμηλότερο κόστος ενέργειας σε σύγκριση με άλλες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας για εφαρμογές μεγάλης κλίμακας. Λόγω των διαφορετικών γεωγραφικών προτύπων, καιρού και ιδιότητες των ανεμογεννητριών, μπορεί να έχει μια ανεμογεννήτρια διάφορες επιδόσεις σε διαφορετικές καταστάσεις. Αν το σύνολο της παραγωγής ενός αιολικού σταθμού μπορεί να προβλεφθεί με υψηλή ακρίβεια, πιο χρήσιμες πληροφορίες μπορούν να παρέχονται στις εταιρείες ενέργειας για να βοηθήσουν στον προγραμματισμό της παραγωγής ηλεκτρικής

ενέργειας. Αυτές οι πληροφορίες θα επιτρέψουν έναν πιο ευέλικτο και έξυπνο έλεγχο του αιολικού σταθμού (π.χ. βελτίωση του προγράμματος λειτουργίας των τουρμπινών, έλεγχος άεργου ισχύος, κ.λπ.).

Οι μέθοδοι πρόβλεψης για την παραγωγή αιολικής ενέργειας μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε φυσικές μεθόδους, στατιστικές μεθόδους και μεθόδους που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα και υβριδικές μεθόδους. Οι φυσικές μέθοδοι βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στην αριθμητική πρόβλεψη, η οποία περιορίζεται από τους αισθητήρες και τις συσκευές παρακολούθησης που τοποθετούνται εντός του αιολικού σταθμού. Η ποιότητα του επιλεγμένου υλικού, οι ρυθμίσεις παραμέτρων, ο υπολογιστικός χρόνος, οι χρονικές καθυστερήσεις και ο ρυθμός δειγματοληψίας επηρεάζουν την ακρίβεια των δεδομένων που συλλέγονται από τον αιολικό σταθμό.

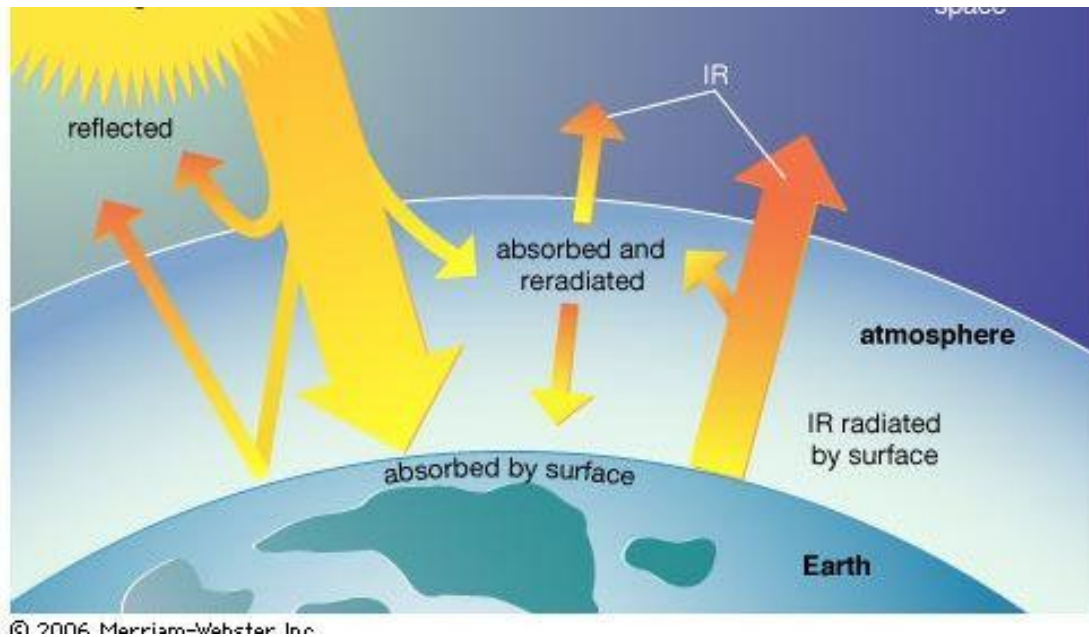
Είναι πιο εύκολο να προβλεφθεί η απόδοση μιας μεμονωμένης ανεμογεννήτριας από την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας ενός ολόκληρου σταθμού. Στατιστικές και νευρονικές μέθοδοι δικτύου βασίζονται στα ιστορικά δεδομένα και έχουν χαμηλό κόστος πρόβλεψης. Συσχετίζονται τα δεδομένα εισόδου και εξόδου και δημιουργείται ένα μη γραμμικό μοντέλο σχέσης μεταξύ τους. Αλλά όταν νέα δεδομένα που δεν περιλαμβάνονταν προηγουμένως στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιείται ως είσοδος σε αυτό το είδος μοντέλου, το σφάλμα πρόβλεψης μπορεί να είναι μεγάλο, πράγμα που αποτελεί μειονέκτημα. Οι μέθοδοι διαφορικής πρόβλεψης που αναφέρονται παραπάνω μπορούν να συνδυαστούν ως υβριδικές μέθοδοι για την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων πρόβλεψης. Αυτό όμως θα αυξήσει την πολυπλοκότητα του μοντέλου.

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - ΗΛΙΑΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ

Η ηλιακή ενέργεια, είναι η ακτινοβολία από τον Ήλιο, ικανή να παράγει θερμότητα, να προκαλεί χημικές αντιδράσεις ή να παράγει ηλεκτρισμό. Η συνολική ποσότητα ηλιακής ενέργειας που προσπίπτει στη Γη υπερβαίνει κατά πολύ τις τρέχουσες και αναμενόμενες ενεργειακές απαιτήσεις του κόσμου. Εάν αξιοποιηθεί κατάλληλα, αυτή η πηγή υψηλής διάχυσης έχει τη δυνατότητα να ικανοποιήσει όλες τις μελλοντικές ενεργειακές ανάγκες. Στον 21ο αιώνα η ηλιακή ενέργεια αναμένεται να γίνει όλο και πιο ελκυστική ως ανανεώσιμη πηγή ενέργειας λόγω της ανεξάντλητης προσφοράς και του μη ρυπογόνου χαρακτήρα της, σε πλήρη αντίθεση με τα πεπερασμένα ορυκτά καύσιμα άνθρακα, πετρελαίου και φυσικού αερίου.

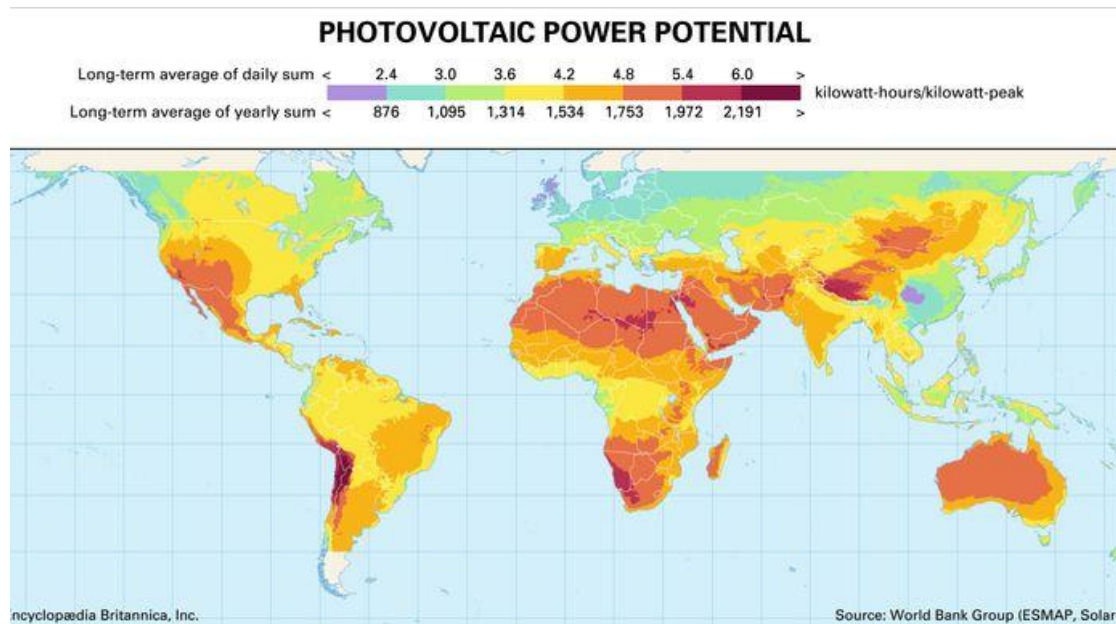
Ο Ήλιος είναι μια εξαιρετικά ισχυρή πηγή ενέργειας και το ηλιακό φως είναι μακράν η μεγαλύτερη πηγή ενέργειας που λαμβάνει η Γη, αλλά η έντασή του στην επιφάνεια της Γης είναι στην πραγματικότητα αρκετά χαμηλή. Αυτό οφείλεται ουσιαστικά στην τεράστια ακτινική εξάπλωση της ακτινοβολίας από τον μακρινό Ήλιο. Μια σχετικά μικρή πρόσθετη απώλεια οφείλεται στην ατμόσφαιρα και τα σύννεφα της Γης, τα οποία απορροφούν ή διασκορπίζουν έως και το 54 τοις εκατό του εισερχόμενου ηλιακού φωτός. Το ηλιακό φως που φτάνει στο έδαφος αποτελείται από σχεδόν 50 τοις εκατό ορατό φως, 45 τοις εκατό υπέρυθρη ακτινοβολία και μικρότερες ποσότητες υπεριώδους και άλλων μορφών ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας.





*Εικόνα 3-1 Αντανάκλαση και απορρόφηση ηλιακής ενέργειας. Αν και κάποιο εισερχόμενο ηλιακό φως αντανακλάται από την ατμόσφαιρα και την επιφάνεια της Γης, το μεγαλύτερο μέρος απορροφάται από την επιφάνεια, η οποία θερμαίνεται.*

Οι δυνατότητες για ηλιακή ενέργεια είναι τεράστιες, αφού περίπου 200.000 φορές η συνολική ημερήσια δυναμικότητα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας στον κόσμο λαμβάνεται καθημερινά από τη Γη με τη μορφή ηλιακής ενέργειας. Δυστυχώς, αν και η ίδια η ηλιακή ενέργεια είναι δωρεάν, το υψηλό κόστος συλλογής, μετατροπής και αποθήκευσης εξακολουθεί να περιορίζει την εκμετάλλευσή της σε πολλά μέρη. Η ηλιακή ακτινοβολία μπορεί να μετατραπεί είτε σε θερμική ενέργεια (θερμότητα) είτε σε ηλεκτρική ενέργεια, αν και η πρώτη είναι πιο εύκολο να επιτευχθεί.



*Εικόνα 3-2 Το φωτοβολταϊκό δυναμικό της Γης.*

### 3.1 Θερμική ενέργεια

Μεταξύ των πιο κοινών συσκευών που χρησιμοποιούνται για τη δέσμευση της ηλιακής ενέργειας και τη μετατροπή της σε θερμική ενέργεια είναι οι επίπεδοι συλλέκτες, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για εφαρμογές ηλιακής θέρμανσης. Επειδή η ένταση της ηλιακής ακτινοβολίας στην επιφάνεια της Γης είναι τόσο χαμηλή, αυτοί οι συλλέκτες πρέπει να είναι μεγάλοι σε έκταση. Ακόμη και σε ηλιόλουστες περιοχές των εύκρατων περιοχών του κόσμου, για παράδειγμα, ένας συλλέκτης πρέπει να έχει επιφάνεια περίπου 40 τετραγωνικών μέτρων (430 τετραγωνικά πόδια) για να συγκεντρώσει αρκετή ενέργεια για να εξυπηρετήσει τις ενεργειακές ανάγκες ενός ατόμου.

Οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενοι επίπεδοι συλλέκτες αποτελούνται από μια μαυρισμένη μεταλλική πλάκα, καλυμμένη με ένα ή δύο φύλλα γυαλιού, η οποία θερμαίνεται από το ηλιακό φως που πέφτει πάνω της. Αυτή η θερμότητα στη συνέχεια μεταφέρεται στον αέρα ή στο νερό, που ονομάζονται φέροντα ρευστά, που ρέουν πέρα από το πίσω μέρος της πλάκας. Η θερμότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί απευθείας ή

μπορεί να μεταφερθεί σε άλλο μέσο για αποθήκευση. Οι επίπεδοι συλλέκτες χρησιμοποιούνται συνήθως για ηλιακούς θερμοσίφωνες και θέρμανση σπιτιών. Η αποθήκευση θερμότητας για χρήση τη νύχτα ή τις συννεφιασμένες ημέρες συνήθως επιτυγχάνεται με τη χρήση μονωμένων δεξαμενών για την αποθήκευση του νερού που θερμαίνεται κατά τις ηλιόλουστες περιόδους. Ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να τροφοδοτεί ένα σπίτι με ζεστό νερό που αντλείται από τη δεξαμενή αποθήκευσης ή, με το ζεστό νερό που ρέει μέσω σωλήνων σε πατώματα και οροφές, μπορεί να παρέχει θέρμανση χώρου. Οι επίπεδοι συλλέκτες θερμαίνουν συνήθως τα ρευστά μεταφοράς σε θερμοκρασίες που κυμαίνονται από 66 έως 93 °C (150 έως 200 °F). Η απόδοση τέτοιων συλλεκτών (δηλαδή η αναλογία της ενέργειας που λαμβάνεται που μετατρέπουν σε χρησιμοποιήσιμη ενέργεια) κυμαίνεται από 20 έως 80 τοις εκατό, ανάλογα με το σχεδιασμό του συλλέκτη.



*Εικόνα 3-3 Μια στέγη κτιρίου με επίπεδους συλλέκτες που απορροφούν την ηλιακή ενέργεια για τη θέρμανση του αέρα ή του νερού.*

Μια άλλη μέθοδος μετατροπής της θερμικής ενέργειας βρίσκεται σε ηλιακές λίμνες, οι οποίες είναι σώματα αλμυρού νερού που έχουν σχεδιαστεί για τη συλλογή και αποθήκευση ηλιακής ενέργειας. Η θερμότητα που εξάγεται από τέτοιες λίμνες επιτρέπει την παραγωγή χημικών, τροφίμων, κλωστοϋφαντουργικών προϊόντων και άλλων

βιομηχανικών προϊόντων και μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη θέρμανση θερμοκηπίων, πισινών και κτιρίων κτηνοτροφίας. Οι ηλιακές λίμνες χρησιμοποιούνται μερικές φορές για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της χρήσης της οργανικής μηχανής κύκλου Rankine, ενός σχετικά αποδοτικού και οικονομικού μέσου μετατροπής ηλιακής ενέργειας, το οποίο είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε απομακρυσμένες τοποθεσίες. Οι ηλιακές λίμνες είναι αρκετά ακριβές στην εγκατάσταση και τη συντήρηση και γενικά περιορίζονται σε θερμές αγροτικές περιοχές.

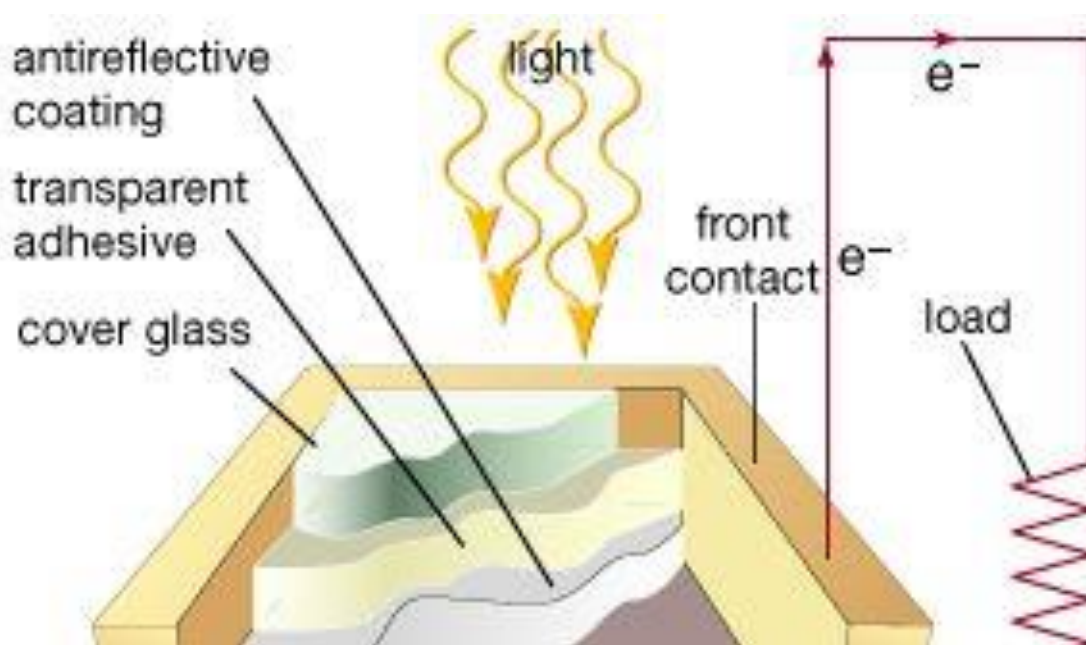
Σε μικρότερη κλίμακα, η ενέργεια του Ήλιου μπορεί επίσης να αξιοποιηθεί για το μαγείρεμα των τροφίμων σε ειδικά σχεδιασμένους ηλιακούς φούρνους. Οι ηλιακοί φούρνοι συγκεντρώνουν συνήθως το ηλιακό φως από μια ευρεία περιοχή σε ένα κεντρικό σημείο, όπου ένα σκάφος με μαύρη επιφάνεια μετατρέπει το ηλιακό φως σε θερμότητα. Οι φούρνοι είναι συνήθως φορητοί και δεν απαιτούν άλλες εισροές καυσίμου.



*Εικόνα 3-4 Μια ηλιακή ηλεκτρική κουζίνα στο παλάτι Potala, Λάσα, Θιβέτ.*

### 3.2 Παραγωγή ηλεκτρισμού

Η ηλιακή ακτινοβολία μπορεί να μετατραπεί απευθείας σε ηλεκτρική ενέργεια από ηλιακές κυψέλες (φωτοβολταϊκά στοιχεία). Σε τέτοιες κυψέλες, μια μικρή ηλεκτρική τάση δημιουργείται όταν το φως προσπίπτει στην ένωση μεταξύ ενός μετάλλου και ενός ημιαγωγού (όπως το πυρίτιο) ή στην ένωση μεταξύ δύο διαφορετικών ημιαγωγών. Η ισχύς που παράγεται από ένα μόνο φωτοβολταϊκό στοιχείο είναι συνήθως μόνο περίπου δύο Watt. Με τη σύνδεση μεγάλου αριθμού μεμονωμένων κυψελών μεταξύ τους, ωστόσο, όπως στις συστοιχίες ηλιακών συλλεκτών, μπορούν να παραχθούν εκατοντάδες ή και χιλιάδες κιλοβάτ ηλεκτρικής ενέργειας σε μια ηλιακή ηλεκτρική εγκατάσταση ή σε μια μεγάλη οικιακή συστοιχία. Η ενεργειακή απόδοση των περισσότερων σημερινών φωτοβολταϊκών κυψελών είναι μόνο περίπου 15 έως 20 τοις εκατό, και, δεδομένου ότι η ένταση της ηλιακής ακτινοβολίας είναι εξ αρχής χαμηλή, απαιτούνται μεγάλες και δαπανηρές συναρμολογήσεις τέτοιων κυψελών για την παραγωγή ακόμη και μέτριας ποσότητας ενέργειας.



Εικόνα 3-5 Ηλιακό κύτταρο

Όταν το ηλιακό φως χτυπά ένα ηλιακό κύτταρο, ένα ηλεκτρόνιο ελευθερώνεται από το φωτοηλεκτρικό φαινόμενο. Οι δύο ανόμοιοι

ημιαγωγοί διαθέτουν μια φυσική διαφορά στο ηλεκτρικό δυναμικό (τάση), η οποία αναγκάζει τα ηλεκτρόνια να ρέουν μέσω του εξωτερικού κυκλώματος, τροφοδοτώντας με ισχύ το φορτίο. Η ροή του ηλεκτρισμού προκύπτει από τα χαρακτηριστικά των ημιαγωγών και τροφοδοτείται εξ ολοκλήρου από το φως που χτυπά την κυψέλη.

Μικρές φωτοβολταϊκές κυψέλες που λειτουργούν με ηλιακό φως ή τεχνητό φως έχουν βρει μεγάλη χρήση σε εφαρμογές χαμηλής κατανάλωσης—ως πηγές ενέργειας για αριθμομηχανές και ρολόγια, για παράδειγμα. Μεγαλύτερες μονάδες έχουν χρησιμοποιηθεί για την παροχή ενέργειας για αντλίες νερού και συστήματα επικοινωνιών σε απομακρυσμένες περιοχές και για δορυφόρους καιρού και επικοινωνιών. Κλασικά πάνελ κρυσταλλικού πυριτίου και αναδυόμενες τεχνολογίες που χρησιμοποιούν ηλιακές κυψέλες λεπτής μεμβράνης, συμπεριλαμβανομένων φωτοβολταϊκών ενσωματωμένων σε κτίρια, μπορούν να εγκατασταθούν από ιδιοκτήτες κατοικιών και επιχειρήσεις στις στέγες τους για να αντικαταστήσουν ή να αυξήσουν τη συμβατική ηλεκτρική παροχή.



*Εικόνα 3-6 Μονοκατοικία με ηλιακούς συλλέκτες στην οροφή.*

Οι συγκεντρωμένοι ηλιακοί σταθμοί χρησιμοποιούν συλλέκτες συγκέντρωσης ή εστίασης για τη συγκέντρωση του ηλιακού φωτός που λαμβάνεται από μια ευρεία περιοχή σε έναν μικρό μαυρισμένο δέκτη,

αυξάνοντας έτσι σημαντικά την ένταση του φωτός προκειμένου να παραχθούν υψηλές θερμοκρασίες. Οι συστοιχίες των προσεκτικά ευθυγραμμισμένων κατόπτρων ή φακών μπορούν να εστιάσουν αρκετό ηλιακό φως για να θερμάνουν έναν στόχο σε θερμοκρασίες 2.000 °C (3.600 °F) ή περισσότερο. Αυτή η θερμότητα μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για τη λειτουργία ενός λέβητα, ο οποίος με τη σειρά του παράγει ατμό για μια μονάδα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας με ατμοστρόβιλο. Για την απευθείας παραγωγή ατμού, τα κινητά κάτοπτρα μπορούν να διατάσσονται έτσι ώστε να συγκεντρώνουν μεγάλες ποσότητες ηλιακής ακτινοβολίας σε μαυρισμένους σωλήνες μέσω των οποίων το νερό κυκλοφορεί και ως εκ τούτου θερμαίνεται.



*Εικόνα 3-7 Συγκεντρωμένη ηλιακή ενέργεια*

### **3.3 Μέθοδοι πρόβλεψης της ηλιακής ενέργειας**

Η ολοκλήρωση ενός μεγάλου δικτύου είναι δύσκολη επειδή η ηλιακή ενέργεια είναι ακανόνιστη και ανεξέλεγκτη. Οι καταναλωτές μπορούν να χρησιμοποιήσουν οποιαδήποτε ποσότητα ενέργειας από το ηλεκτρικό δίκτυο ανά πάσα στιγμή, αλλά το δεν είναι εξοπλισμένο μόνο με πηγές παραγωγής σταθερής ενέργειας. Αυτό συμβαίνει διότι ηλιακή ακτινοβολία είναι διαφορετική για κάθε τοποθεσία, ώρα και καιρό. Για αυτού του είδους τις δυσκολίες χρησιμοποιούνται τεχνικές μηχανικής μάθησης προκειμένου να λαμβάνονται υπόψη οι

διαφορετικές συνθήκες. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης εφαρμόζονται ευρέως σε πολλά πεδία όπου μπορεί να γίνεται διαχωρισμός της ισχύος που βασίζεται στις καιρικές συνθήκες.

Η ποσότητα ενέργειας που παράγει ένα Φ/Β σύστημα είναι ανάλογη με τις μετεωρολογικές παραμέτρους συμπεριλαμβανομένων συννεφιά, ένταση ήλιου και ειδικές συνθήκες τοποθεσίας, μεταξύ άλλων. Το ηλιακό πάνελ λειτουργεί διαφορετικά σε διαφορετικές καιρικές συνθήκες. Σε περίπτωση που είναι καλοκαίρι, το ποσό της ενέργειας που καταναλώνεται από το πάνελ από τον ήλιο είναι πολύ περισσότερο. Αλλά σε περίπτωση βροχής και σε συνθήκες ανέμου η ενέργεια που καταναλώνεται είναι πολύ διαφορετική. Η παραγωγή ενέργειας εξαρτάται κυρίως από καιρικές συνθήκες. Ως αποτέλεσμα, η ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας που δημιουργείται καθορίζεται από την ηλιακή ακτινοβολία σε μια δεδομένη ημέρα, η οποία καθορίζεται από μια σειρά παραγόντων όπως π.χ τοποθεσία, ώρα και καιρικά μοτίβα.

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε μια σειρά πεδίων που αφορούν προβλήματα που βασίζονται σε δεδομένα

πρόσφατες δεκαετίες. Οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης περιλαμβάνουν ένα ευρύ φάσμα διεπιστημονικών θεμάτων, συμπεριλαμβανομένων στατιστικά, μαθηματικά, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, εξόρυξη δεδομένων, βελτιστοποίηση και τεχνητή βελτιστοποίηση. Με ή χωρίς μαθηματικές μορφές προβλημάτων, οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης προσπαθούν να βρουν μια σχέση μεταξύ των εισροών και των δεδομένων εξόδου. Η διαδικασία ανάλυσης δεδομένων είναι γνωστή ως ανάλυση δεδομένων. Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιεί στατιστικές προσεγγίσεις. Έχει δύο κύριες κατηγορίες εφαρμογών: παλινδρόμηση και ταξινόμηση. Η πρόβλεψη ηλιακής ενέργειας απαιτεί την χρήση μεθόδων παλινδρόμησης. Κάποιοι από τους αλγορίθμους παλινδρόμησης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη χρονοσειρών είναι η Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression - LR), Υποστήριξη Διανυσματική



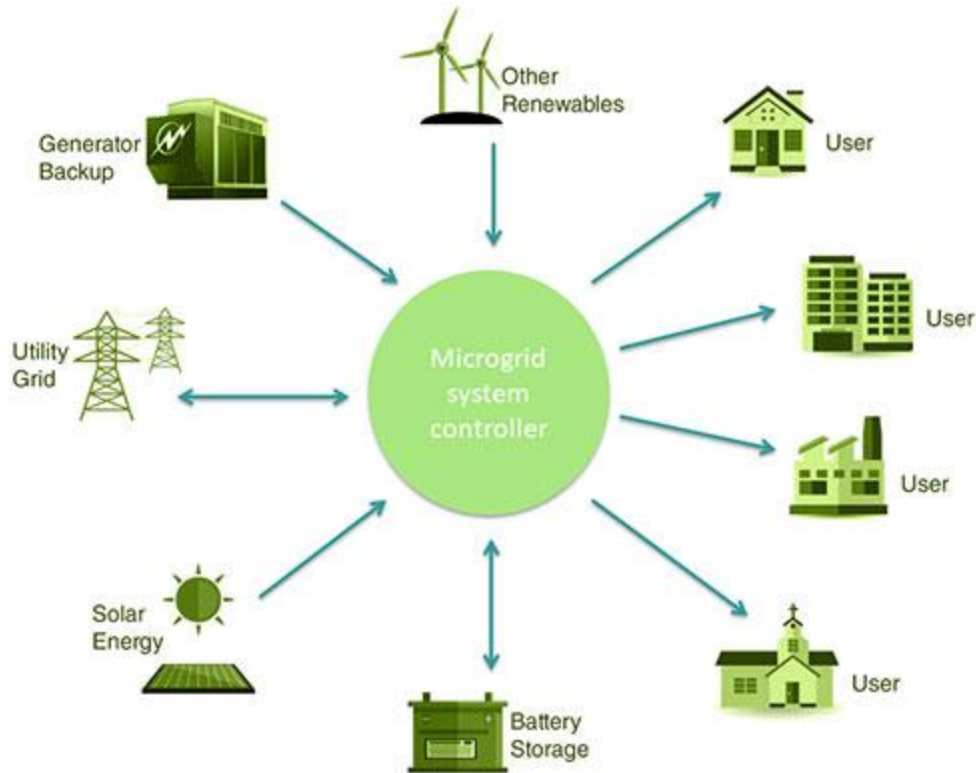
Μηχανική Παλινδρόμηση (Support Vector Machine Regression SVMR)  
και Τυχαίο Δάσος (Random Forest RF).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 -ΔΙΕΣΠΑΡΜΕΝΗ ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΚΑΙ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ (ΤΝ)

### 4.1 Η έννοια της διεσπαρμένης παραγωγής

Το 40% της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας διεθνώς παράγεται από καύσιμα που προέρχονται από άνθρακα, γι αυτό και είναι ο μεγαλύτερος και ταχύτερα αυξανόμενος ρυπογόνος τομέας σε CO<sub>2</sub>. Τα καύσιμα αυτά εξαντλούνται γρήγορα, έχουν χαμηλή απόδοση (20% συνολικά) και είναι ρυπογόνα, γι αυτό υπάρχει η τάση για παραγωγή ενέργειας τοπικά, σε τάση διανομής, χρησιμοποιώντας ΑΠΕ. Αυτός ο τύπος παραγωγής ενέργειας ονομάζεται διεσπαρμένη παραγωγή (ΔΠ) και η ενσωμάτωσή της στα δίκτυα διανομής τα μετατρέπει σε ενεργά δίκτυα διπλής κατεύθυνσης, από παθητικά μονής κατεύθυνσης, που ήταν ο αρχικός τους σχεδιασμός.

Στη βιβλιογραφία ορίζονται ως Ενεργά Δίκτυα Διανομής (ΕΔΔ) (Active Distribution Networks (ADN)) αυτά που περιλαμβάνουν επικοινωνίες, αυτοματοποίηση, τον έλεγχο του φορτίου και της παραγωγής, την αποθήκευση ενέργειας και την αξιοποίηση των ηλεκτρονικών ισχύος. Αυτή η αλλαγή στα δίκτυα διανομής δημιούργησε νέα, και σε πολλές περιπτώσεις ελκυστικά ερευνητικά προβλήματα. Σήμερα ο ρυθμός αύξησης της παραγωγής από ΑΠΕ είναι υψηλός, αλλά η συνεισφορά τους στην συνολικά χρησιμοποιούμενη ενέργεια είναι μικρή. Επειδή η ηλεκτροπαραγωγή από ΑΠΕ είναι μη προβλέψιμη και μεταβαλλόμενη, υπάρχει ανάγκη για αποθήκευση ενέργειας και συντονισμό των παραγωγών με τη μεταβαλλόμενη κατανάλωση. Η μεταβλητότητα των ΑΠΕ επιβάλλει υποστήριξη από το δίκτυο, γι αυτό επιβάλλονται περιορισμοί στο ποσοστό της ΔΠ που μπορεί να συνδεθεί στο δίκτυο, ώστε να μην επηρεαστούν η ευστάθεια, η αξιοπιστία και η ποιότητα ισχύος του συστήματος



Εικόνα 4-1 Βασική δομή ενός μικροδικτύου (<https://strategicmicrogrid.com/about-microgrids/>)

Απαιτούνται σημαντικές αλλαγές στη δομή, στον τρόπο λειτουργίας και στη διαχείριση του ηλεκτρικού συστήματος, ώστε να υποστηρίζεται η σύνδεση περισσότερων μονάδων ΔΠ. Σήμερα αν συμβεί κάποιο σφάλμα στο δίκτυο διανομής, η τοπική ΔΠ αποσυνδέεται, μέχρι να εκκαθαριστεί το σφάλμα (αντι-νησιδοποίηση), ενώ για την καλύτερη εκμετάλλευση του δικτύου πρέπει η ΔΠ να παραμένει συνδεδεμένη και να βοηθά το σύστημα. Μερικά βασικά ζητήματα που δημιουργεί η ΔΠ και χρειάζονται διερεύνηση είναι:

- Περιορισμοί στα ρεύματα μόνιμης κατάστασης και βραχυκυκλώματος.
- Ποιότητα ισχύος.
- Προφίλ τάσης, άεργος ισχύς και έλεγχος τάσης.
- Συνεισφορά της ΔΠ στις βοηθητικές υπηρεσίες (ancillary services).
- Ευστάθεια και ικανότητα της ΔΠ στην αντιμετώπιση διαταραχών.
- Θέματα προστασίας.

- Απομονωμένη (islanding) και διασυνδεδεμένη λειτουργία της ΔΠ.

## 4.2 Σύντομη επισκόπηση: Μικροδίκτυα

Η έννοια του MG (microgrid) έχει προταθεί από πολλούς οργανισμούς με διαφορές μεταξύ των ορισμών που δίνονται, αλλά τα τρία διακεκριμένα χαρακτηριστικά είναι ότι : Ένα μικροδίκτυο παρέχει έναν αποτελεσματικό τρόπο ενσωμάτωσης κατανεμημένων ενεργειακών πόρων και φορτίων, είναι μια αυτοελεγχόμενη οντότητα και έχει δυνατότητα «plug-and-play» για κάθε κατανεμημένο ενεργειακό πόρο, που ανταποκρίνεται στις τοπικές απαιτήσεις φορτίων. Λόγω όλων αυτών των χαρακτηριστικών, τα MG μπορούν να γίνουν πολύπλοκα συστήματα με ποικίλους βαθμούς αβεβαιότητας και την ανάγκη περίπλοκων ελεγκτών. Μερικοί από τους κύριους ελέγχους που πρέπει να ληφθούν υπόψη για ένα MG είναι:

- Παρακολούθηση φορτίου: Στο συμβατικό σύστημα ισχύος, υπάρχουν πολλές γεννήτριες που αποθηκεύουν ενέργεια στις περιστρεφόμενες μάζες 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 MG έχουν περιορισμένα ή καθόλου στοιχεία για να προκαλέσουν αδράνεια και θα πρέπει να περιλαμβάνουν την εφαρμογή τεχνικών ελέγχου για την αποτελεσματική παρακολούθηση των φορτίων παρά τις ξαφνικές αλλαγές φορτίου.
- Έλεγχος πραγματικής και άεργου ισχύος: Στα κλασικά ηλεκτρικά δίκτυα, οι σύγχρονες γεννήτριες παρέχουν το μεγαλύτερο μέρος της πραγματικής και άεργου ισχύος, και υποθέτοντας μια μικρή γωνία ισχύος, η ενεργή και άεργου ισχύς εξόδου είναι περίπου αποσυνδεδεμένες και μπορούν να ελεγχθούν ανεξάρτητα. Στον αντίποδα, οι κατανεμημένες πηγές ενέργειας που συνδέονται με MG χαμηλής τάσης υστερούν στην άμεση 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 τα κυκλοφορικά φαινόμενα αντιδραστικών ρευμάτων. Ωστόσο, δεδομένου ότι τα MG αποτελούνται συνήθως από έναν αριθμό κατανεμημένων ενεργειακών πόρων, εάν οι τοπικοί ελεγκτές δεν διαθέτουν έλεγχο ρύθμισης τάσης, ενδέχεται να πραγματοποιηθούν ταλαντώσεις τάσης ή αέργου ισχύος.
- Ρύθμιση συχνότητας: Στο κλασικό δίκτυο ισχύος, ο έλεγχος συχνότητας βασίζεται στο ισοζύγιο ενεργού ισχύος. Στην περίπτωση των MG, 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 σύνδεσης στο δίκτυο και σε λειτουργία νησίδας. Για το λόγο αυτό, η προστασία των συστημάτων MG απαιτεί διαφορετικές προσεγγίσεις από αυτές που χρησιμοποιούνται στα συμβατικά συστήματα διανομής.

Οι περισσότερες από τις προαναφερθείσες απαιτήσεις ελέγχου πρέπει να αντιμετωπίζουν τη μεταβλητότητα, την αβεβαιότητα και τη μη γραμμικότητα των συστημάτων. Επιπλέον, ένα ουσιαστικό χαρακτηριστικό των MG είναι η υιοθέτηση κατανεμημένων ενεργειακών πόρων, οι οποίοι μπορούν να χωριστούν σε κατανεμημένες γεννήτριες (ΓΔ) -με βάση ανανεώσιμες ή μη πηγές ενέργειας- και

συστήματα αποθήκευσης ενέργειας (ESS3 . Επισκόπηση: Νευρωνικά δίκτυα για έλεγχο μικροδικτύων

### 4.3 Βελτίωση της λειτουργίας της διεσπαρμένης παραγωγής με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης

Για να βελτιωθεί η απόκριση ενός δικτύου διανομής με σημαντική ΔΠ χρειάζεται ένα επικοινωνιακό σύστημα μεταξύ του φορτίου-κέντρου διαχείρισης-ΔΠ ώστε να μπορεί ο Διαχειριστής του Συστήματος Διανομής (ΔΣΔ) να θεωρήσει τη ΔΠ ως μία επιπλέον παράμετρο ελέγχου στο προγραμματισμό της λειτουργίας του συστήματος. Η Τεχνολογία Πληροφορικής και Επικοινωνιών δίνει τη δυνατότητα παρακολούθησης και ελέγχου της ΔΠ και την μετατρέπει σε αποδοτική μέθοδο παροχής ισχύος και αποτροπής απωλειών ευστάθειας, αξιοπιστίας και ποιότητας ισχύος.

Η ικανότητα της τεχνητής νοημοσύνης (TN) να παρέχει καλύτερες δυνατότητες πρόβλεψης επιτρέπει τη βελτίωση της πρόβλεψης της ζήτησης και τη διαχείριση των διαθέσιμων πηγών, ενώ η ικανότητά της αυτοματοποίησης οδηγεί στη λειτουργική λειτουργικότητα-οδηγώντας, με τη σειρά της, σε ανταγωνιστικό πλεονέκτημα και εξοικονόμηση κόστους για τους ενδιαφερόμενους.

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

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι πολύ ανώτερη από τον άνθρωπο όταν πρόκειται να εκτελέσει πολύπλοκες εργασίες με ταχύτητα. Δεδομένου ότι ένα ενεργειακό δίκτυο είναι ένας από τους πιο πολύπλοκους μηχανισμούς που έχουν κατασκευαστεί ποτέ και απαιτεί να ληφθούν αποφάσεις σε δευτερόλεπτα σε πραγματικό χρόνο, οι αλγόριθμοι TN ταιριάζουν απόλυτα.

## 4.4 Πώς η TN 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 (για τη διατήρηση της σταθερότητας του δικτύου και

την αποστολή πόρων) 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 αξιoσημείωτες 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.

#### **4.5 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 παραβιασθούν. Επιπλέον, τα συστήματα OT είναι πιο προσαρμοσμένα και εσωτερικά, επομένως είναι πολύ λιγότερο οικεία στους επίδοξους χάκερ.

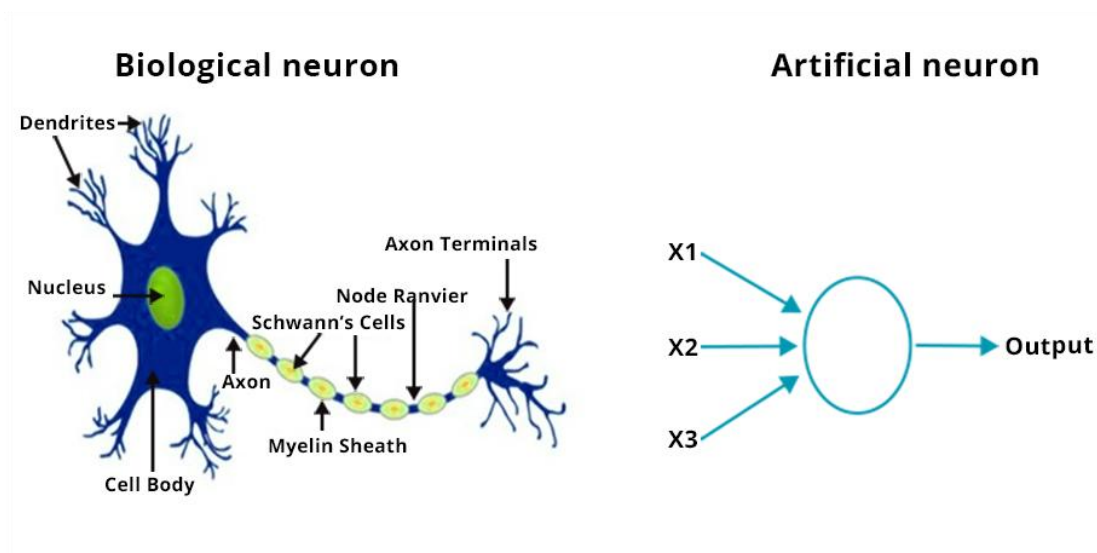
Εάν οι χάκερ όντως μπόρκαν σε δίκτυα επιχειρήσεων, θα χρειαζόταν να μάθουν τον εξοπλισμό και τις ρυθμίσεις. Επιπλέον, όποιο εξοπλισμό κι αν έχει ένα βοηθητικό πρόγραμμα, οι φυσικές διαδικασίες του απαιτούν πραγματική τεχνογνωσία για χειρισμό, καθώς και περισσότερη προσπάθεια και πόρους για μήνες.

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.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 - ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι ότι οι πρώτες αρχές και λειτουργίες τους βασίζονται στο νευρικό σύστημα του ανθρώπου, αλλά η μελέτη και η χρήση τους έχει προχωρήσει πολύ πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς, και σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η φιλοσοφία τους όμως είναι διαφορετική από τον τρόπο με τον οποίο δουλεύουν οι κλασσικοί υπολογιστές. Η λειτουργία τους προσπαθεί να συνδυάσει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Έτσι στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούμε ιδέες όπως, π.χ. ένα δίκτυο μαθαίνει και εκπαιδεύεται, θυμάται ή ξεχνά μια αριθμητική τιμή, κλπ. πράγματα που μέχρι τώρα τα αποδίδουμε μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Αλλά βέβαια μπορούν και χρησιμοποιούν επιπλέον και περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις και κάθε είδους εργαλεία από την μαθηματική ανάλυση.

Η έμπνευση για κάθε μορφής νευρωνικό δίκτυο ξεκινά από την βιολογία. Οι ζώντες οργανισμοί, από τους πιο απλούς μέχρι τον άνθρωπο, έχουν ένα νευρικό σύστημα, το οποίο είναι υπεύθυνο για μια πλειάδα από διεργασίες, όπως είναι η επαφή με τον εξωτερικό κόσμο, η μάθηση, η μνήμη, κλπ. Το νευρικό σύστημα των οργανισμών αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα τα οποία είναι εξειδικευμένα στις διεργασίες αυτές. Η κεντρική μονάδα του νευρικού συστήματος είναι, οπωσδήποτε, ο εγκέφαλος, ο οποίος επίσης αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μονάδων, που λέγονται νευρώνες (neurons). Ο νευρώνας είναι η πιο μικρή ανεξάρτητη μονάδα του δικτύου, όπως π.χ. το άτομο είναι η πιο μικρή μονάδα της ύλης. Οι νευρώνες συνεχώς και ασταμάτητα επεξεργάζονται πληροφορίες, παίρνοντας και στέλνοντας ηλεκτρικά σήματα σε άλλους νευρώνες.



Εικόνα 5-1 Βιολογικός και τεχνητός νευρώνας( <https://www2.deloitte.com/se/sv/pages/technology/articles/part2-artificial-intelligence-techniques-explained.html>

Ο κυρίαρχος σκοπός της λειτουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να επιτελεί από μόνο του ορισμένες διεργασίες, π.χ. να αναγνωρίζει εικόνες, αφού όμως προηγουμένως εκπαιδευθεί κατάλληλα. Κάθε δίκτυο δέχεται ορισμένες εισόδους και δίδει ορισμένες εξόδους (input-output). Η εκπαίδευση γίνεται με το να παρουσιάσουμε μια ομάδα από πρότυπα στο δίκτυο, αντιπροσωπευτικά ή παρόμοια με αυτά που θέλουμε να μάθει το δίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι δίνουμε στο δίκτυο ως εισόδους κάποια πρότυπα για τα οποία ξέρουμε ποια πρέπει να είναι η έξοδος στο δίκτυο, ξέρουμε δηλ. ποιος είναι ο στόχος, τι πρέπει να δίνει το δίκτυο ως απάντηση στα πρότυπα που του παρουσιάζουμε. Ουσιαστικά είναι σαν να δίνουμε στο δίκτυο την ερώτηση και την απάντηση που αντιστοιχεί. Το δίκτυο με τα δεδομένα αυτά τροποποιεί την εσωτερική του δομή ώστε να κάνει την ίδια αντιστοιχία που του δώσαμε εμείς. Ακολουθώντας, αφού βρει την σωστή εσωτερική δομή, τότε θα μπορεί να λύνει και άλλα ανάλογα προβλήματα τα οποία δεν τα έχει δει προηγουμένως, δηλ. δεν έχει εκπαιδευθεί στα πρότυπα των προβλημάτων αυτών. Οποσδήποτε όμως, τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι της ίδιας φύσης και των ίδιων χαρακτηριστικών όπως αυτά της εκπαίδευσης και όχι διαφορετικά. Αυτός είναι ο πιο συνηθισμένος τρόπος εκπαίδευσης, αλλά υπάρχουν

διάφορες παραλλαγές ως προς τα δεδομένα που παρουσιάζονται στο δίκτυο όταν εκπαιδεύεται.

## **5.1 Είδη εκπαίδευσης**

Η εκπαίδευση στα ΤΝΔ συνίσταται στην αλλαγή των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων. Οι βασικές μέθοδοι εκπαίδευσης είναι:

### **5.1.1 Εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning)**

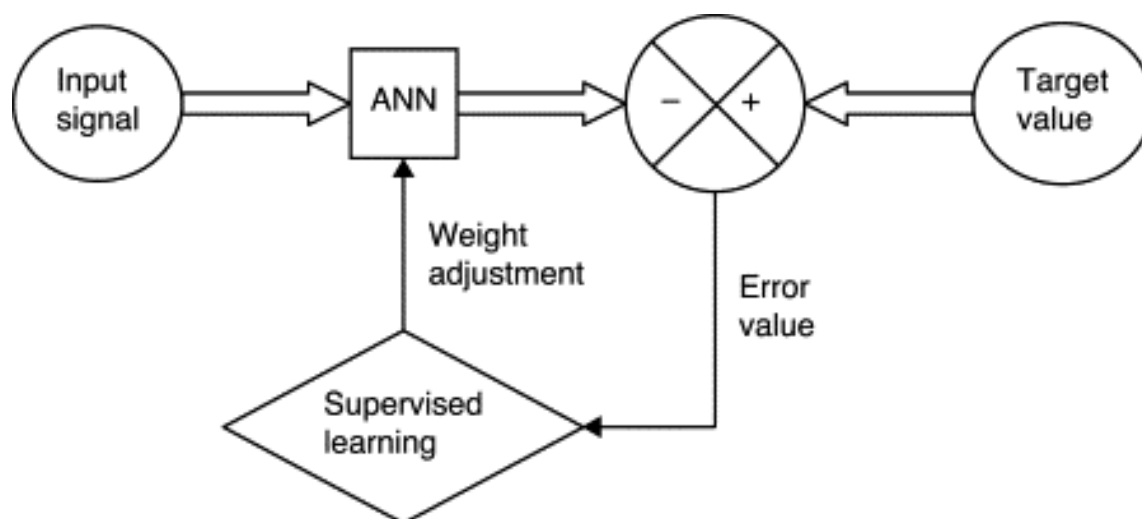
Πρόκειται για τύπο εκμάθησης, στις οποίες το σήμα του σφάλματος κατά κάποιο τρόπο “επιστρέφει” προς τα πίσω, τροποποιώντας και ρυθμίζοντας τα βάρη, κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να μην επαναληφθεί το ίδιο σφάλμα. Η ελεγχόμενη εκμάθηση προϋποθέτει την εκ των προτέρων γνώση του επιθυμητού αποτελέσματος και συγκεκριμένα, καθώς το δίκτυο επεξεργάζεται τα εισαγόμενα στοιχεία και εξάγει ένα αποτέλεσμα, αυτό συγκρίνεται με την τιμή αναφοράς, δίνοντας συγκεκριμένη κατεύθυνση στο δίκτυο. Τα ελεγχόμενα νευρωνικά δίκτυα (Supervised Neural Networks ή SΝΔ) συνήθως βρίσκουν εφαρμογή σε συναρτήσεις που εκφράζουν μη γραμμικές συσχετίσεις και σε προβλήματα ταξινόμησης.

Σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο θεωρείται ότι έχει επιτευχθεί εκμάθηση όταν: 1) προσεγγίζει την ανακρίβεια, την ασάφεια και το θόρυβο χωρίς σημαντική αρνητική επίδραση στην απόκριση και 2) όταν γενικεύει από τον αντικειμενικό στόχο για τον οποίο έγινε η εκμάθηση στην εφαρμογή σε άγνωστα δείγματα.

Τα SΝΔ είναι κατά κανόνα ΜLF δίκτυα, στα οποία γίνεται χρήση του κανόνα οπισθοδιάδοσης (back propagation). Κατ’ αυτόν η διαδικασία σύγκρισης της τιμής του δικτύου και της επιθυμητής γίνεται, είτε μετά από κάθε πρότυπο (on-line ενημέρωση), είτε αφού γίνει παρουσίαση όλων των προτύπων (batch ενημέρωση). Με βάση τη στρατηγική του κανόνα-οπισθοδιάδοσης, η προσαρμογή των βαρών πραγματοποιείται προς την κατεύθυνση που ελαχιστοποιεί το σφάλμα. (Μέθοδος 1ης τάξεως) Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε ένα από τα δεδομένα

εισόδου (ή για όλα μαζί) σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης. Ως κύκλος εκπαίδευσης (epoch) ορίζεται μία διόρθωση των συναπτικών βαρών για όλα τα παραδείγματα της ομάδας εκμάθησης.

Ο ρυθμός εκμάθησης (learning rate), που συμβολίζεται με “ $n$ ”, είναι ιδιαίτερα σημαντικός για την αποτελεσματικότητα της διαδικασίας εκπαίδευσης του δικτύου. Σε περίπτωση που είναι πολύ μικρός, η πορεία βελτιστοποίησης των βαρών στην επιφάνεια του σφάλματος γίνεται με πολύ αργό ρυθμό, αλλά το χειρότερο είναι πως υπάρχει η πιθανότητα να κολλήσει σε κάποιο τοπικό ελάχιστο (local minimum). Ένας πολύ μεγάλος ρυθμός εκμάθησης μπορεί να οδηγήσει το σύστημα σε συνεχείς παλινδρομήσεις, με αποτέλεσμα να μην καταλήγει στο ολικό ελάχιστο (global minimum). Για τη σιγμοειδή συνάρτηση συνήθως χρησιμοποιούνται τιμές  $0,5 < n < 1$ .



Εικόνα 5-2 Η λογική της εκπαίδευσης με επίβλεψη (<https://www.sciencedirect.com/topics/chemical-engineering/supervised-learning>)

Ιδιαίτερα σημαντική παράμετρος της εκπαίδευσης είναι ο συντελεστής ορμής (momentum), που συμβολίζεται με “ $\alpha$ ” (συνήθως  $0,6 < \alpha < 0,8$ ), και αντιπροσωπεύει την ποσότητα μεταβολής του βάρους από τον προηγούμενο κύκλο για τον καθορισμό της μεταβολής του στον επόμενο κύκλο.

Ο αλγόριθμος συνδεδεμένης κλίσης (conjugate gradient algorithm) ανήκει στις μεθόδους 2ης τάξης, οι οποίες κάνουν χρήση της καμπυλότητας ή κυρτότητας (2η παράγωγος) της επιφάνειας του

σφάλματος, προκειμένου να κάνουν την τροποποίηση των βαρών. Ο αλγόριθμος της συνδεδεμένης κλίσης ισορροπεί άριστα ανάμεσα στην ταχύτητα υπολογισμού και την απόδοση. Κάθε τροποποίηση-ενημέρωση των βαρών πραγματοποιείται προς μία κατεύθυνση, αποφεύγοντας την ελιγμογραμμία που απαντά στις μεθόδους 1ης τάξης.

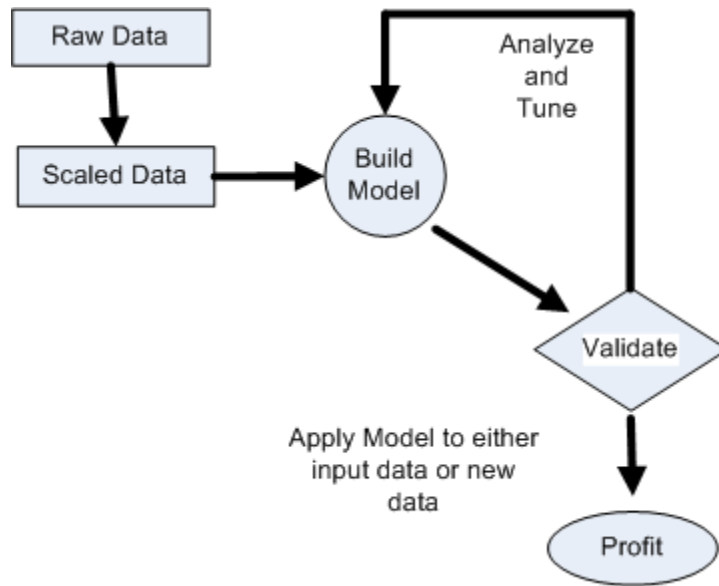
Η επιλογή του αλγόριθμου οπισθοδιάδοσης ή της συνδεδεμένης κλίσης εξαρτάται από τη φύση του προβλήματος που μελετάται. Ωστόσο, ο δεύτερος πλεονεκτεί σημαντικά του πρώτου, παρέχοντας ένα πολύ αποτελεσματικότερο τρόπο βελτιστοποίησης πολύπλοκων και πολυπαραμετρικών συστημάτων.

### **5.1.2 Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning)**

Στο συγκεκριμένο τύπο εκμάθησης, δεν υπάρχει “εκπαιδευτής”. Στο δίκτυο εισάγονται μόνο τα δεδομένα εισόδου, χωρίς τα αντίστοιχα επιθυμητά αποτελέσματα. Το δίκτυο πρέπει να φέρει εις πέρας μία κατάσταση αυτοοργάνωσης που να επιτρέψει την ταξινόμηση των δεδομένων βάσει χαρακτηριστικών και κανόνων που δημιούργησε μόνο του.

Η εν λόγω ικανότητα των νευρωνικών δικτύων καλείται *αυτοοργάνωση* (self-organization) ή *προσαρμογή* (adaptation) και μπορεί να περιλαμβάνει ανταγωνισμό ή/και συνεργασία μεταξύ των νευρώνων. Στον ανταγωνιστικό τρόπο εκμάθησης όταν ένας νευρώνας (*νευρώνας νικητής*, winner neuron) μίας ομάδας αποκρίνεται σε κάποιο σήμα πιο έντονα, αναστέλλει την ικανότητα απόκρισης των υπολοίπων της ίδιας ομάδας.

Στο συνεργικό τρόπο εκπαίδευσης όλοι οι νευρώνες της ομάδας λειτουργούν ως σύνολο για να ενισχύσουν το σήμα τους, δεδομένου ότι κάθε μονάδα «καταλαβαίνει» τμήμα μόνο του προβλήματος.



Εικόνα 5-3 Η λογική της εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη ([https://www.researchgate.net/figure/Unsupervised-Learning-Workflow-73\\_fig1\\_265985834](https://www.researchgate.net/figure/Unsupervised-Learning-Workflow-73_fig1_265985834))

Τα δίκτυα Kohonen αποτελούν τη χαρακτηριστικότερη περίπτωση μη ελεγχόμενης εκμάθησης, ανήκοντας στην κατηγορία των χαρτών αυτο-οργάνωσης (self-organizing maps). Βρίσκουν εφαρμογή, εκτός των προβλημάτων αναγνώρισης προτύπων και ταξινόμησης, και στη συμπίεση βάσεων δεδομένων διατηρώντας το περιεχόμενό τους.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 – ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΕ ΜΙΚΡΟΔΙΚΤΥΑ

### 6.1 Γενικά

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν ορισμένα χαρακτηριστικά που τα καθιστούν πλεονεκτικά στην ανάπτυξη ελεγκτών στα διαφορετικά επίπεδα ελέγχου που πρέπει να περιλαμβάνουν τα μικροδίκτυα για να είναι οικονομικά, αποδοτικά και ικανά να ικανοποιούν τις απαιτήσεις ποιότητας και ποσότητας ενέργειας. Ένας στόχος αυτής της εργασίας είναι να επιστήσει την προσοχή στην πολλά υποσχόμενη δυνατότητα εφαρμογής των τεχνητών νευρωνικών δικτύων που εφαρμόζονται στον έλεγχο των πηγών παραγωγής καταναμημένων μικροδικτύων, καθώς και στον προγραμματισμό, την κατανομή ισχύος, τον εποπτικό έλεγχο και τη βελτιστοποίηση.

Υπάρχει μια αυξανόμενη ανάγκη για την κατασκευή ενός φιλικού προς το περιβάλλον, οικονομικού και αξιόπιστου ενεργειακού συστήματος. Μέρος της λύσης που είναι απαραίτητη για την επίτευξη του εν λόγω στόχου, είναι να συμπεριληφθεί η καταναμημένη παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας με βάση τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Καλά καθορισμένες περιοχές παραγωγής καταναμημένης ενέργειας μπορούν να θεωρηθούν ως μικροδίκτυα (MGs) εάν ικανοποιούνται ορισμένα χαρακτηριστικά και απαιτήσεις. Ωστόσο, εξακολουθούν να υπάρχουν πολλά ζητήματα που πρέπει να επιλυθούν προκειμένου να γίνει αποδεκτή η μεγάλης κλίμακας διεξόδυση MG που βασίζονται στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας στο τρέχον ηλεκτρικό δίκτυο.

Με την αυξανόμενη διεξόδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και την ενεργό συμμετοχή των πελατών, προστίθεται αβεβαιότητα και πολυπλοκότητα στο ενεργειακό σύστημα. Η ανάλυση και ο έλεγχος του συστήματος δεν μπορούν πλέον να εξαρτώνται αποκλειστικά από τη φυσική μοντελοποίηση και τους αριθμητικούς υπολογισμούς λόγω της δυσκολίας αντιμετώπισης ζητημάτων αβεβαιότητας και μερικής παρατηρησιμότητας. Υπάρχει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για σχήματα ελέγχου που βασίζονται σε τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης όπως τα



νευρωνικά δίκτυα, τα νευροασαφή συστήματα συμπερασμάτων και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι. Οι ευφυείς ελεγκτές είναι ιδιαίτερα κατάλληλοι για αυτόν τον τύπο εφαρμογών επειδή μπορούν να προσαρμοστούν σε αβεβαιότητες και να χρησιμοποιηθούν όταν το ακριβές μοντέλο ενός συστήματος δεν είναι διαθέσιμο ή είναι επιρρεπές σε αλλαγές.

## 6.2 Βασικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων

Σε αυτή την υποενότητα παρουσιάζεται μια σύντομη εξήγηση ορισμένων από τα ΝΔ που αναφέρονται συνήθως στις επόμενες ενότητες.

### 6.2.1 ADALINE

Ο Προσαρμοστικός Γραμμικός Νευρώνας (ADALINE) 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 επομένως είναι συνάρτηση του χρόνου. Ο αλγόριθμος προσαρμογής πρέπει να οδηγεί στην ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους, η οποία είναι συνήθως το τετράγωνο σφάλμα μεταξύ του ΝΔ και των επιθυμητών τιμών εξόδου.

### 6.2.2 Πολυστρωματικό Perceptron (MLP)

Τα πολυστρωματικά perceptrons (Multilayer 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). Τα MLP που χρησιμοποιούν νευρώνες με μη

γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης (π.χ. σιγμοειδής 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.

### **6.2.3 Νευρωνικό Δίκτυο Elman (Elman Neural 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).

### **6.2.4 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) 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 επιπλέον προσοχή (Seshagiri and Khalil, 2000).

### 6.2.5 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 ό,τι θα απαιτούσε ένα ΝΔ με βάση την backpropagation, κάτι που είναι ένα από τα πλεονεκτήματά του. Μια παράμετρος ομαλότητας χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της ομαλότητας των εκτιμήσεων, για μια μεγαλύτερη παράμετρο ομαλότητας, 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.

### 6.2.6 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), λύνει το πρόβλημα της επεξεργασίας της γνώσης του πραγματικού κόσμου και της λήψης αποφάσεων εκφράζοντας αναπαραστάσεις χαρακτηριστικών με όρους άλλων, απλούστερων αναπαραστάσεων. δηλ. το DL επιτρέπει την εκμάθηση πολύπλοκων εννοιών χτίζοντας τις 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), η αναμενόμενη απώλεια λαμβάνεται σε σχέση με τη διανομή

δεδομένων που δημιουργεί στην εποπτευόμενη περίπτωση και με την εμπειρική κατανομή στην περίπτωση χωρίς επίβλεψη. Έτσι, το πρόβλημα που πρέπει να λυθεί είναι αυτό της ελαχιστοποίησης της αναμενόμενης απώλειας στο σετ εκπαίδευσης, δηλαδή ελαχιστοποίηση του εμπειρικού κινδύνου.

Γενικά, η DL παρέχει χρήσιμα εργαλεία για την επεξεργασία τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων και την πραγματοποίηση χρήσιμων προβλέψεων (Goodfellow et al., 2016), γι' αυτό και στον τομέα των MGs έχει χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις περισσότερο από οτιδήποτε άλλο. Ωστόσο, η ανάπτυξη προηγμένων υποδομών μέτρησης, συστημάτων παρακολούθησης ευρείας περιοχής και άλλων συστημάτων παρακολούθησης παράγει τεράστιο όγκο δεδομένων που παρέχουν τη βάση για εκπαίδευση αλγορίθμων ή μοντέλων σε εφαρμογές DL. Το DL είναι ένα δυναμικό βολικό εργαλείο για τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης ηλιακής και αιολικής παραγωγής που βασίζεται σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, για να αναφέρουμε μερικά, και μπορεί να παρέχει αποτελεσματικές λύσεις για τη διαχείριση ευέλικτων πηγών, συμπεριλαμβανομένης της πρόβλεψης φορτίου, του προγραμματισμού και της αντιμετώπισης (Zhang et al., 2018). Μια άλλη πιθανή χρήση που βασίζεται στα δεδομένα από τα συστήματα μέτρησης είναι η εξαγωγή διαφόρων χαρακτηριστικών μέσω αλγορίθμων DL, έτσι ώστε να μπορούν να εντοπιστούν ανωμαλίες, συμπεριλαμβανομένων ανωμαλιών εξοπλισμού, κακόβουλων επιθέσεων, εισβολών ψευδών δεδομένων και κλοπής ηλεκτρικής ενέργειας. Επομένως, τα DNN μπορούν να αποτελέσουν χρήσιμα εργαλεία σε πολλούς τομείς για τη μελλοντική ανάπτυξη έξυπνων δικτύων.

### 6.3 Αλγόριθμοι εκμάθησης

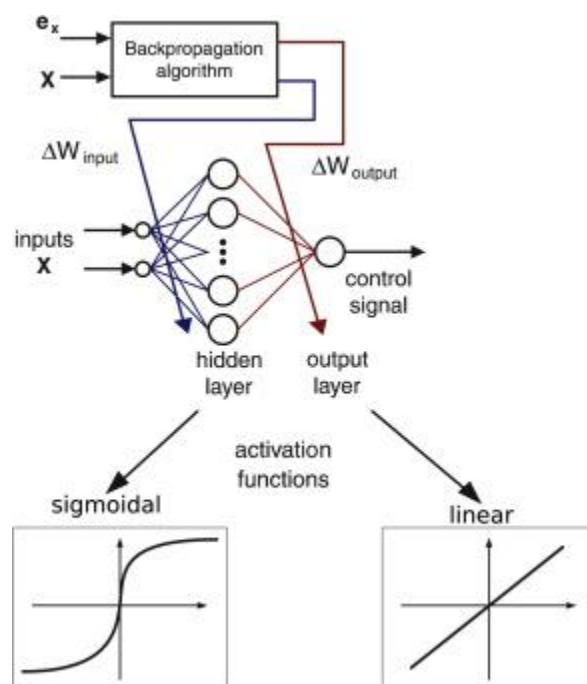
Ένα θεμελιώδες χαρακτηριστικό των ΝΔ στον τομέα του ελέγχου MG είναι η ικανότητά τους να εκτιμούν τις παραμέτρους μιας δεδομένης δομής μοντέλου, με το οποίο συχνά πρέπει να εργαστεί κανείς όταν το μοντέλο ενός συστήματος είναι πολύ περίπλοκο. Οι αλγόριθμοι μάθησης ΝΔ μπορούν να ταξινομηθούν ευρέως ως προς το εάν η

εκπαίδευση πραγματοποιείται εκτός σύνδεσης ή διαδικτυακά (Hou and Jin, 2014). Η εκμάθηση εκτός σύνδεσης απαιτεί δεδομένα εισόδου-εξόδου συστήματος που συλλέγονται εκ των προτέρων, και έχει το πλεονέκτημα ότι επιτρέπει τη χρήση πιο προηγμένων και πολύπλοκων αλγορίθμων σε σύγκριση με την ηλεκτρονική μορφή, με στόχο την απόκτηση μεγαλύτερης ακρίβειας. Για διαδικτυακούς αλγόριθμους εκτίμησης παραμέτρων, τα δεδομένα εισόδου και εξόδου πρέπει να μετρώνται συνεχώς για την αναδρομική ενημέρωση της εκτίμησης παραμέτρων και η δομή του αλγορίθμου πρέπει να είναι απλή και σταθερή για να διασφαλίζονται υψηλές ταχύτητες λειτουργίας. Η αναδρομική εκτίμηση παραμέτρων είναι γενικά συνάρτηση της προηγούμενης εκτίμησης και του διαθέσιμου συνόλου δεδομένων του δυναμικού συστήματος, το οποίο περιλαμβάνει παρούσες και προηγούμενες πληροφορίες και μετρήσεις της εξόδου του συστήματος και των εισόδων ελέγχου.

Ένας ευρέως χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος στην εκπαίδευση των ΝΔ είναι ο αλγόριθμος *backpropagation*, ο οποίος σε γενικές γραμμές προσαρμόζει τα βάρη του ΝΔ σύμφωνα με το σφάλμα μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της εξόδου του ΝΔ. Γενικά, όταν η μάθηση εποπτεύεται, τα βάρη διορθώνονται χρησιμοποιώντας τη διαβάθμιση μιας συνάρτησης κόστους σε σχέση με τις παραμέτρους (βαρίδια). Ωστόσο, η ιδέα του υπολογισμού των παραγώγων με τη διάδοση πληροφοριών μέσω ενός δικτύου είναι πολύ γενική και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό τιμών όπως το *Jacobian* μιας συνάρτησης με πολλαπλές εξόδους (Goodfellow et al., 2016). Ένα διάγραμμα που αντιπροσωπεύει έναν γενικό αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης για ένα μόνο κρυφό στρώμα ΝΔ μπορεί να φανεί στο Σχήμα 6-1, όπου οι είσοδοι ΝΔ και μια συνάρτηση σφάλματος είναι οι είσοδοι στον αλγόριθμο. Υπάρχουν επίσης διαφορετικές μέθοδοι που καθορίζουν διαφορετικούς τρόπους μετακίνησης κατά μήκος της επιφάνειας σφάλματος (πολυδιάστατη αναπαράσταση της συνάρτησης κόστους) για να επιτευχθεί ένα ελάχιστο, οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες είναι η μέθοδος με τη μεγαλύτερη απότομη κάθοδο

και ο αλγόριθμος των ελαχίστων μέσων τετραγώνων (Least mean squares - LMS). Μια άλλη, λιγότερο χρησιμοποιούμενη μέθοδος για την εκχώρηση παραμέτρων βάρους είναι το εκτεταμένο φίλτρο Kalman (Extended Kalman Filter - EKF). Το EKF έχει αποδειχθεί ότι βελτιώνει τη σύγκλιση μάθησης σε σύγκριση με τον αλγόριθμο backpropagation, αν και είναι πιο δαπανηρό (Leung and Chan, 2003). Είναι γνωστό ότι το φιλτράρισμα Kalman (KF) εκτιμά την κατάσταση ενός γραμμικού συστήματος με αθροιστική κατάσταση και εξόδου λευκούς θορύβους. Για εκπαίδευση ΝΔ που βασίζεται σε KF, τα βάρη δικτύου γίνονται οι καταστάσεις που πρέπει να εκτιμηθούν, το σφάλμα μεταξύ της εξόδου ΝΔ και της μετρούμενης εξόδου της εγκατάστασης θεωρείται ως πρόσθετος λευκός θόρυβος.

Η επιλογή του αλγόριθμου εκμάθησης εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, μερικοί από τους οποίους μπορεί να είναι: εάν η μάθηση θα γίνει online ή offline, η πολυπλοκότητα του συστήματος και αν μπορεί να παραμετροποιηθεί γραμμικά ή όχι.



Σχήμα 6-1 Δομή ενός ΝΔ που εκπαιδεύεται στο διαδίκτυο με αλγόριθμο backpropagation

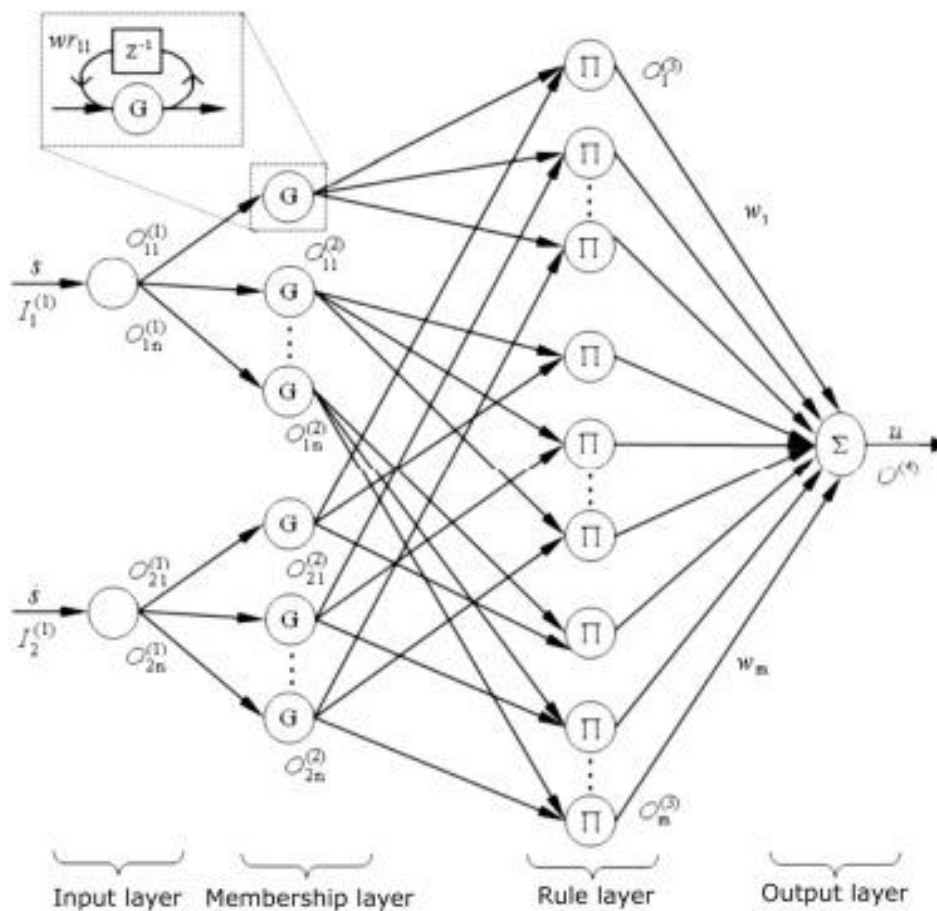
## 6.4 Τα νευρωνικά δίκτυα στον πρωτογενή έλεγχο των MG

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, υπάρχουν πολλές προκλήσεις σχετικά με τα MG πολλαπλών πηγών. Αυτή η ενότητα παρέχει μια επισκόπηση των υφιστάμενων μεθόδων για την επίτευξη πρωτογενούς ελέγχου με χρήση ΝΔ. Σε αυτήν την εργασία, η παρακολούθηση του σημείου μέγιστης ισχύος (MPP) διαφορετικών μη αποσπώμενων μονάδων παραγωγής θεωρείται ως πρωτεύων έλεγχος, καθώς και άλλες στρατηγικές ελέγχου για τη διασφάλιση αξιόπιστης και αποδοτικής παροχής ενέργειας. Στις επόμενες ενότητες, το  $k \in I$  αντιπροσωπεύει το τρέχον χρονικό βήμα.

### 6.4.1 Παρακολούθηση PV MPP

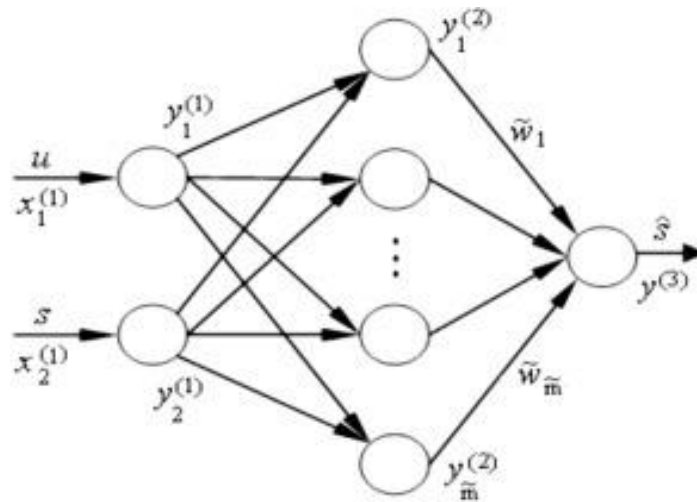
Τα φωτοβολταϊκά (PV) και τα συστήματα παραγωγής αιολικής ενέργειας (Wind Energy Generation (WEG)) είναι δύο από τις πιο κοινές μη καταναεμημένες μονάδες παραγωγής σε ένα MG, που παράγουν διακοπτόμενη ηλεκτρική ενέργεια λόγω εξωτερικών παραγόντων που δεν μπορούν να ελεγχθούν και βασίζονται σε πηγές παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας που ποικίλλουν σε συνθήκες μια αρκετά σύντομη χρονική κλίμακα. Η ισχύς εξόδου της φωτοβολταϊκής γεννήτριας εξαρτάται σημαντικά από την ηλιακή ακτινοβολία και τη θερμοκρασία περιβάλλοντος, 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 στους (Li et al. (2009) ασχολείται με μια φωτοβολταϊκή γεννήτρια που είναι συνδεδεμένη με έναν μετατροπέα ενίσχυσης που ρυθμίζει την τάση εξόδου των Φ/Β. 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 6-2. Οι παράμετροι του ελεγκτή RF NN αρχικοποιούνται χρησιμοποιώντας τις προτάσεις ενός ασαφούς

ελεγκτή. Οι εξισώσεις για την ενημέρωση των παραμέτρων του δικτύου μπορούν να φανούν στο Li et al. (2009); σε αυτές τις εξισώσεις υπάρχει ένα άγνωστο  $\frac{\delta s}{\delta u}$  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 6-3. Για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης με βάση την κατάβαση κλίσης.



Σχήμα 6-2 RBFN .

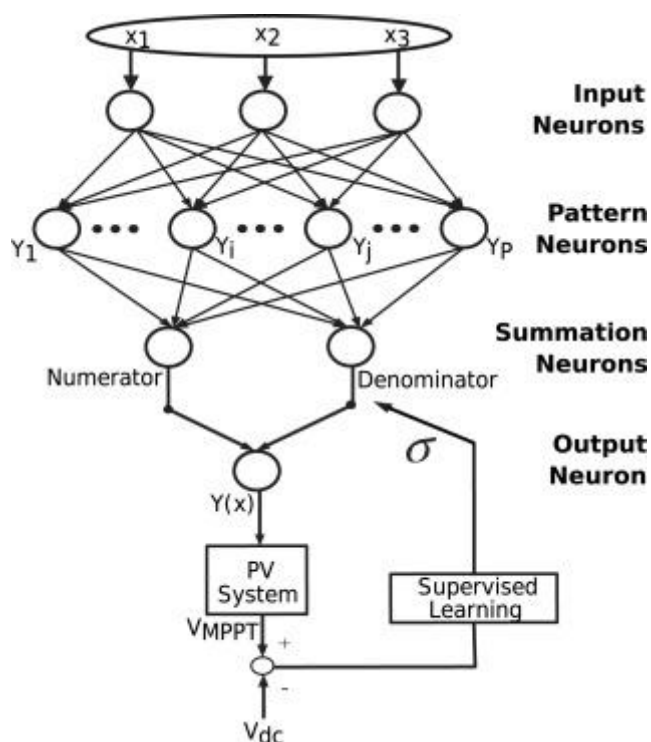




Σχήμα 6-3 RBFN

Τα έργα που παρουσιάζονται από τους Lin et al. (2011) και οι Ou and Hong (2014) ασχολούνται με ένα αυτόνομο υβριδικό ενεργειακό σύστημα που περιλαμβάνει μια συστοιχία φωτοβολταϊκών και μια γεννήτρια επαγωγής ανεμογεννήτριας (Wind Turbine WT). Στο Lin et al. (2011) το PV MPPT έχει σχεδιαστεί με RBFN, όπως στους Chettibi et al. (2018), αλλά είναι λίγο πιο περίπλοκο, που αποτελείται από τρία επίπεδα και οι είσοδοι είναι κάπως πιο απλές στην πράξη. Αυτά είναι: η τάση στην έξοδο του Φ/Β, το ρεύμα εξόδου του Φ/Β, και η θερμοκρασία των ηλιακών συλλεκτών. Κατά τη διάρκεια των προσομοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν στο Lin et al. (2011), οι αλλαγές σταδίου 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). Το RBFN αποδείχθηκε πιο ανθεκτικό στις αλλαγές, πιο γρήγορο και με λιγότερη υπέρβαση. Στη συνέχεια, στο Ou and Hong (2014) χρησιμοποιείται ένα GRNN για την εφαρμογή μιας τροποποιημένης μεθόδου διαταραχής και παρατήρησης, με ποικίλο μήκος βήματος, προκειμένου να βρεθεί ένας κανόνας ελέγχου για την επίτευξη του MPP. Η δομή του GRNN φαίνεται στο Σχήμα 6-4, που 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) που εφαρμόζει τον έλεγχο ακραίας αναζήτησης και λαμβάνει αποτελέσματα πολύ παρόμοια με τον αλγόριθμο διαταραχής και παρατήρησης.



Σχήμα 6-4 Τέσσερα στρώματα GRNN (Ou and Hong, 2014)

#### 6.4.2 Παρακολούθηση MPP αιολικής ενέργειας

Όσον αφορά τα συστήματα WEG, τα συστήματα παραγωγής μεταβλητής ταχύτητας εμφανίζουν βελτίωση στην παραγωγή ενέργειας και μείωση του προβλήματος τρεμούλιασης σε σύγκριση με συστήματα σταθερής ταχύτητας. Στις προαναφερθείσες εργασίες οι Lin et al. (2011) και Ou and Hong (2014), έχει επίσης αναπτυχθεί ένας έλεγχος MPPT για το σύστημα WEG. Λαμβάνοντας υπόψη ένα WT με ρύθμιση βήματος μεταβλητής ταχύτητας, όπου η διαθέσιμη μηχανική ισχύς εξόδου εξαρτάται από την πυκνότητα του αέρα, την ταχύτητα του ανέμου, την περιοχή των πτερυγίων και τον συντελεστή ισχύος (το οποίο εξαρτάται από τη γωνία κλίσης της λεπίδας και την αναλογία ταχύτητας αιχμής). Οι καμπύλες δείχνουν ξεκάθαρα ότι υπάρχει μια ταχύτητα περιστροφής του στροβίλου που αντιστοιχεί στη μέγιστη παραγωγή ισχύος. Στο Lin

et al. (2011) θεωρείται ότι η γεννήτρια επαγωγής WT 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), επιτυγχάνονται καλύτερα αποτελέσματα στο Lin et al. (2013). Η προσέγγιση που υιοθετήθηκε για το WEG MPPT στο Ou and Hong (2014) χρησιμοποιεί μια λειτουργία ακτινικής βάσης συρόμενης λειτουργίας δικτύου (RBFN-SM) η οποία έχει το πλεονέκτημα ότι εκπαιδεύεται στο διαδίκτυο. Σύμφωνα με την αρχή του τρόπου ολίσθησης (Biel et al., 2004), 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. Ο Lin et al. (2011) επιτυγχάνει έναν ελεγκτή με πολύ ταχύτερη απόκριση από τον αλγόριθμο ανάβασης σε λόφο που προτείνεται στους Wang and Chang (2004) όταν υπάρχουν αλλαγές στην ταχύτητα του ανέμου. Η εργασία στο Morimoto et al. (2005) 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 πλεονέκτημα και στα δύο Οι Lin et al. (2011) και Ou and Hong (2014). Το σύστημα WEG που εξετάζεται στους Chettibi et al. (2018) αποτελείται από ένα WT συνδεδεμένο με μια σύγχρονη γεννήτρια μόνιμου μαγνήτη (permanent magnet synchronous generator -PMSG), με έναν ανορθωτή AC-DC για τη σύνδεση του με ένα δίαυλο DC.

Εφαρμόζεται ένα σύστημα ελέγχου στο PMSG για τη βελτίωση της δυναμικής απόδοσης, συγκεκριμένα για τη διατήρηση της συνιστώσας του συνεχούς ρεύματος του στάτη κοντά στο μηδέν και για την παρακολούθηση της αναφοράς ηλεκτρομαγνητικής ροπής που αντιστοιχεί στο MPP του WT. Το MPPT βασίζεται σε ένα δίκτυο ADALINE για τη ρύθμιση της ταχύτητας περιστροφής του WT παράγοντας μια ηλεκτρομαγνητική αναφορά ροπής. Το δίκτυο αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα με συνάρτηση γραμμικής ενεργοποίησης. Η ηλεκτρονική ενημέρωση των βαρών δικτύου επιτυγχάνεται με τον αλγόριθμο (Abdeslam et al., 2008) Στο [Sandeep et al. \(201\)](#) ένα ΝΔ εκπαιδεύεται για να αναγνωρίζει το μέγιστο ρεύμα και τάση ενός WT που βασίζεται στο PMSG από μια είσοδο ταχυτήτων ανέμου. Με αυτόν τον τρόπο παρακολουθείται το MPP. Το ΝΔ που εφαρμόζεται έχει αρχιτεκτονική ανατροφοδότησης, χρησιμοποιεί αλγόριθμο εκμάθησης backpropagation και 1170 δείγματα για εκπαίδευση. Αποδεικνύεται ότι κάτω από πολλές κλιματολογικές συνθήκες το MMP βρίσκεται με επιτυχία.

Όπως φαίνεται στις προηγούμενες υποενότητες, τα ΝΔ είναι χρήσιμα εργαλεία για το σχεδιασμό ελεγκτών που μπορούν να προσαρμοστούν στις συνεχώς μεταβαλλόμενες περιβαλλοντικές συνθήκες από τις οποίες εξαρτάται η παραγωγή των περισσότερων συστημάτων παραγωγής ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, και να συνεργάζονται με μοντέλα με αβεβαιότητες και διαταραχές που προκύπτουν από τη δυσκολία στη μοντελοποίηση πολύπλοκα συστήματα με πολλές άγνωστες μεταβλητές. Ακόμη και οι παραδοσιακοί νόμοι ελέγχου μπορούν να επωφεληθούν από τα ΝΔ, όπως φαίνεται στους Yao et al. (2010) όπου χρησιμοποιείται ένα RBFN για την προσαρμογή των παραμέτρων ενός ελεγκτή PID για τον έλεγχο βήματος ενός συστήματος WEG. Αυτό είναι πλεονεκτικό σε σύγκριση με τους συμβατικούς ελεγκτές με σταθερές παραμέτρους.

### 6.4.3 Έλεγχος συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας

Δεδομένου ότι τα MG υποφέρουν από χαμηλή αδράνεια και οι μονάδες παραγωγής μπορεί να έχουν αργή ή αναξιόπιστη απόκριση στην ξαφνική αυξημένη ζήτηση παραγωγής ενέργειας, το (energy storage system – ESS) μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τη λειτουργία του MG. Το ESS μπορεί να εγχύει ενεργό ισχύ όταν η συχνότητα πέφτει από την ονομαστική τιμή και μπορεί επίσης να απορροφά ενεργή ισχύ όταν χρειάζεται (Tan et al., 2013). Αυτά τα εξαρτήματα θεωρούνται μέρος των αποσπώμενων μονάδων, των οποίων η ενέργεια εξόδου είναι ελεγχόμενη (Parhizi et al., 2015), ενώ υπόκεινται σε τεχνικούς περιορισμούς όπως όρια χωρητικότητας, όρια ράμπας, ελάχιστα χρονικά όρια ενεργοποίησης/απενεργοποίησης και όρια καυσίμων και εκπομπών. Είναι πάντα σημαντικό να εξετάζετε τη μεγιστοποίηση της ωφέλιμης ζωής των συσκευών, στο Shen and Khaligh (2015). Ο έλεγχος αυτών των μονάδων μπορεί να επωφεληθεί από τα ΝΔ όπως φαίνεται στους Chettibi et al. (2018) όπου ο έλεγχος παρακολούθησης αναφοράς ισχύος μιας κυψέλης καυσίμου στερεού οξειδίου (solid oxide fuel cell - SOFC) και ενός συστήματος αποθήκευσης ενέργειας μπαταρίας (battery energy storage system-BESS) έχει σχεδιαστεί με βάση ένα δίκτυο ADALINE. Οι αναφορές για αυτές τις μονάδες δημιουργούνται από έναν κεντρικό επόπτη ελεγκτή. Οι δύο είσοδοι του ADALINE είναι το σφάλμα παρακολούθησης ισχύος και η αλλαγή του σφάλματος. Η έξοδος του δικτύου είναι ο κύκλος λειτουργίας που ελέγχει την ώρα ενεργοποίησης της συσκευής μεταγωγής που χρησιμοποιείται στον μετατροπέα ενίσχυσης που διασυνδέει το ESS με το δίαυλο DC. Σχεδιάζεται μια επιφάνεια μεταγωγής και για να διασφαλίσει τις ιδιότητες έλξης της επιφάνειας, το δίκτυο ADALINE χρησιμοποιεί μια διαδικτυακή διαδικασία εκμάθησης που βασίζεται στον αλγόριθμο LMS. Με αυτόν τον τρόπο το σφάλμα παρακολούθησης εξαλείφεται καθώς η επιφάνεια ολίσθησης τείνει στο μηδέν (Yildiz et al., 2007). Η εργασία που παρουσιάζεται στους Chettibi et al. (2018) παρέχει καλύτερα αποτελέσματα από άλλες συμβατικές μεθόδους, για παράδειγμα η εργασία στους Ferreira et al. (2008) προτείνει μια

στρατηγική διαχείρισης ενέργειας που βασίζεται σε εποπτεία ασαφούς λογικής για EV που συνδυάζει κυψέλες καυσίμου, μπαταρίες και υπερπυκνωτές, αλλά έχει ως αποτέλεσμα υψηλές ταλαντώσεις στην τάση εξόδου συνεχούς ρεύματος. Ένα άλλο παράδειγμα είναι ο έλεγχος με βάση την παθητικότητα που παρουσιάζεται στο Becherif (2006), ο οποίος έχει ως αποτέλεσμα η τάση εξόδου του ESS να ποικίλλει ανάλογα με τις διακυμάνσεις του φορτίου.

Η διαδικτυακή εκμάθηση είναι προτιμότερη, καθώς η μοντελοποίηση των μπαταριών μπορεί να είναι πολύ δύσκολη λόγω της ουσιαστικής αλλαγής των παραμέτρων καθ' όλη τη διάρκεια ζωής τους. Η εσωτερική αντίσταση, η χωρητικότητα και άλλα χαρακτηριστικά λειτουργίας μπορεί να αλλάξουν λόγω θερμοκρασίας ή άλλων παραγόντων, ορισμένες μπαταρίες παρουσιάζουν αυτοεκφόρτιση όταν δεν χρησιμοποιούνται και μπορεί να είναι δύσκολο να εξακριβωθεί με ακρίβεια η κατάσταση στην οποία βρίσκεται μια μπαταρία. Η εργασία που έγινε στους Eddahech et al . (2011) αναπτύσσει ένα μοντέλο για να αναλύσει και να περιγράψει μια μπαταρία Li-Po και έναν ελεγκτή τάσης για αυτήν, χρησιμοποιώντας ΝΔ. Ένα FFNN χρησιμοποιείται ως βάση για το μοντέλο. οι πραγματικές και οι προηγούμενες τιμές του ρεύματος και της τάσης είναι οι τέσσερις είσοδοι και η έξοδος είναι η τάση ένα βήμα μπροστά. Μια βάση δεδομένων με 350 ζεύγη ρεύματος-τάσης χρησιμοποιείται για εκπαίδευση και 350 ακόμη για επικύρωση. Στη συνέχεια, σχεδιάζεται ένα αντίστροφο νευρικό μοντέλο για τον έλεγχο της τάσης της μπαταρίας λιθίου με τον ίδιο κανόνα εκμάθησης όπως στην περίπτωση του μοντέλου που βασίζεται σε ΝΔ, αυτή τη φορά με στόχο την ελαχιστοποίηση της διαφοράς μεταξύ της εξόδου του νευρικού μοντέλου και της επιθυμητής εξόδου. Το ΝΔ εκπαιδεύεται με δεδομένα που παράγονται από ένα επικυρωμένο μοντέλο κυψέλης και στη συνέχεια είναι σε θέση να μάθει τη γενική λειτουργική σχέση μεταξύ των εισόδων και των εξόδων του συστήματος. Μόλις εκπαιδευτεί το δίκτυο, ο προσομοιωτής που βασίζεται σε ΝΔ μπορεί να προβλέψει διαφορετικές λειτουργικές παραμέτρους του SOFC (π.χ.

ροές αερίου, λειτουργικές τάσεις, πυκνότητα ρεύματος κ.λπ.), με αυτόν τον τρόπο η ανάγκη για εκτεταμένα πειράματα μειώνεται.

Στους Lopez-Garcia et al. (2018) χρησιμοποιείται ένα επαναλαμβανόμενο ΝΔ (recurrent NN RNN) για την προσέγγιση του μοντέλου ενός μετατροπέα DC-DC buck-boost που διασυνδέει μια μπαταρία μολύβδου-οξέος με ένα δίαυλο DC και για την παρακολούθηση μιας αναφοράς ισχύος χρησιμοποιώντας έναν ελεγκτή συρόμενης λειτουργίας με βάση το νευρωνικό μοντέλο. Το RNN προσδιορίζει τη δυναμική του μετατροπέα, συμπεριλαμβανομένων των φαινομένων διαταραχής, με τη διαδικτυακή εκμάθηση χρησιμοποιώντας ένα EKF (extended Kalman filter). Με αυτόν τον τρόπο εφαρμόζεται ένας ενιαίος νόμος ελέγχου και για τους τρόπους φόρτισης και εκφόρτισης. Στην εργασία που περιγράφεται από τους Payman et al. (2009) μια τράπεζα κυψελών καυσίμου και υπερπυκνωτών θεωρούνται ως ESS, η εργασία που παρουσιάζεται είναι παρόμοια με τους Lopez-Garcia et al. (2018) αλλά με διαφορετικά εξαρτήματα αποθήκευσης ενέργειας, και αντί της χρήσης ενός νευρωνικού μοντέλου, προτείνεται ένας παρατηρητής που βασίζεται στην τάση τράπεζας υπερπυκνωτών για να εκτιμήσει τη διακύμανση των χαρακτηριστικών εξόδου V-P της κυψέλης καυσίμου. Στο Rakhtala et al. (2009), ένα μοντέλο ΝΔ μιας κυψέλης καυσίμου μεμβράνης ανταλλαγής πρωτονίων έχει σχεδιαστεί με στόχο την πρόβλεψη των κατάλληλων σημάτων ελέγχου και την εγγύηση μιας σωστής και σταθερής τιμής τερματικής τάσης. Η τάση των κυψελών καυσίμου (FC) ποικίλλει ανάλογα με τις αλλαγές της πίεσης του αέρα και του ρεύματος φορτίου, και αυτές οι σταθερές αλλαγές υποβαθμίζουν την απόδοση του FC. Σε αυτή την εργασία, ένα FFNΔ με δύο κρυφά στρώματα εκπαιδεύεται με 400 λειτουργικές θήκες από ένα δυναμικό μοντέλο του FC. Ο έλεγχος επιτυγχάνεται με PID επιπλέον των πληροφοριών που παρέχει το ΝΔ (προβλεπόμενη πίεση αέρα).

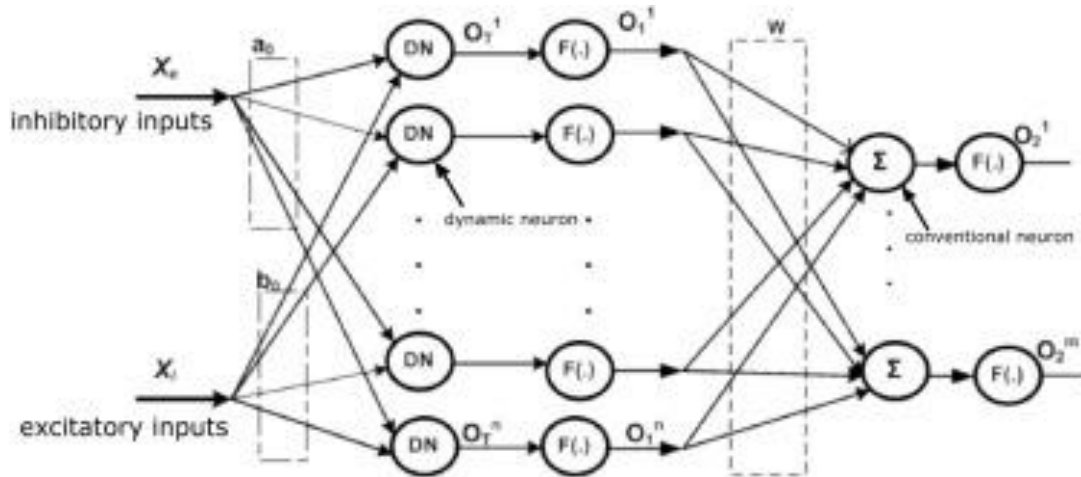
#### 6.4.4 Άλλοι κύριοι έλεγχοι

Συνήθως, οι σταθεροποιητές συστημάτων ισχύος (PSS) χρησιμοποιούνται για την απόσβεση των ταλαντώσεων χαμηλής συχνότητας του συστήματος. περιορίζονται από τα όρια εξόδου κορεσμού, με αποτέλεσμα τη μη ομαλή, μη γραμμική συμπεριφορά. Η εργασία στους Baek et al. (2008) επικεντρώνεται στο σχεδιασμό ενός ΝΔ που προσδιορίζει τη δυναμική του συστήματος ισχύος και υπολογίζει τις παραγώγους πρώτης τάξης που απαιτούνται για τη μη γραμμική βελτιστοποίηση παραμέτρων των ορίων εξόδου PSS. Η εργασία στους Sabahi et al. (2007) επικεντρώνεται στον έλεγχο συχνότητας φορτίου των συστημάτων ισχύος για τη διατήρηση ευνοϊκών επιδόσεων του συστήματος δημιουργώντας σήματα ελέγχου που αντιστοιχούν στις συνθήκες λειτουργίας, χρησιμοποιώντας έναν τροποποιημένο δυναμικό ελεγκτή ΝΔ (Modified dynamic neural network - MDNN). Ο ελεγκτής MDNN αποτελείται από ένα κρυφό στρώμα δυναμικών νευρώνων και ένα στρώμα εισόδου και εξόδου συμβατικών νευρώνων με λειτουργίες σιγμοειδούς ενεργοποίησης. Κάθε ένας από τους δυναμικούς νευρώνες αποτελείται από μια ανασταλτική μονάδα και μια διεγερτική μονάδα. Ένα διάγραμμα της αρχιτεκτονικής φαίνεται στο Σχήμα 6-5. Ο στόχος του ελεγκτή είναι να ελαχιστοποιήσει την απόκλιση της συχνότητας του συστήματος και την απόκλιση της ισχύος της γραμμής σύνδεσης δημιουργώντας τα κατάλληλα σήματα ελέγχου.

Οι Pertl et al. (2016) παρουσιάζουν μια μέθοδο για την εκτίμηση της τάσης σε δίκτυα διανομής με υψηλή διείσδυση ΑΠΕ χρησιμοποιώντας δεδομένα έξυπνων μετρητών ως εισόδους για ένα FFNN. Η προτεινόμενη μέθοδος έχει πολλά πλεονεκτήματα: χρήση διαθέσιμων μετρήσεων (δεν χρειάζεται να καθοριστούν πρόσθετα σημεία μέτρησης), τμήματα του μοντέλου μπορούν να υπολογιστούν εκ των προτέρων εκτός σύνδεσης και είναι κατάλληλη για παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο. Το ΝΔ εκπαιδεύεται με σύνολα δεδομένων εισόδου και επιθυμητής εξόδου, η μάθηση επιτυγχάνεται με τον αλγόριθμο απόσβεσης ελαχίστων τετραγώνων (DLS), γνωστό και ως αλγόριθμος



Levenberg–Marquardt. Ενώ στο Pertl et al. (2016) η γωνία τάσης δεν λαμβάνεται με την προτεινόμενη μέθοδο, η εργασία στους Alsulami και Sreerama Kumar (2017) προτείνει ένα ΝΔ που, με πραγματική και άεργο ισχύ σε διάφορους διαύλους φορτίου ως εισόδους, εξάγει τα μεγέθη και τις γωνίες τάσης. Αυτό γίνεται με στόχο την επίτευξη διαδικτυακής ανάλυσης φορτίου-ροής.



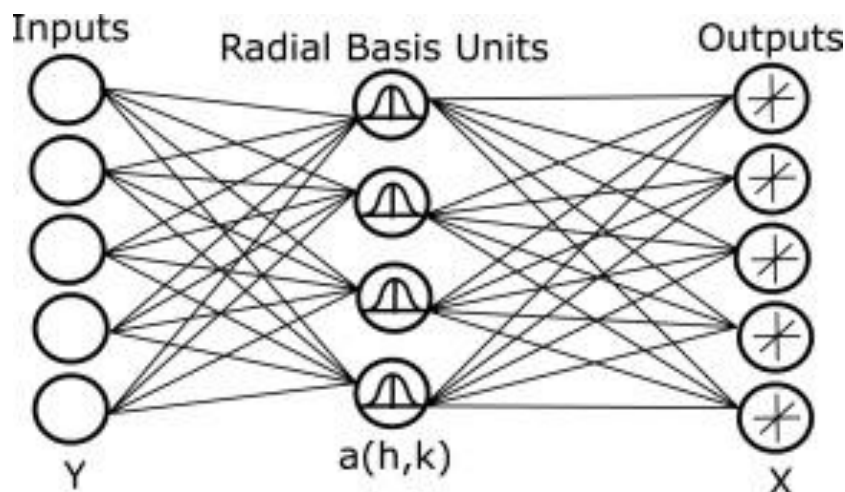
Σχήμα 6-5 Αρχιτεκτονική του MDNN (Sabahi et al., 2007).

## 6.5 Το ΝΔ εφαρμόζεται στον δευτερεύοντα έλεγχο μικροδικτύων

Σε όλα τα MG είναι υψίστης σημασίας η ρύθμιση της συχνότητας και των συνθηκών τάσης του δικτύου, επιπλέον του ελέγχου των διακυμάνσεων ενεργού και άεργου ισχύος των κατανεμημένων ενεργειακών πόρων. αυτό είναι γνωστό ως δευτερεύων έλεγχος. Για τα AC MG, θα πρέπει να θεωρηθεί ότι υπάρχουν μη γραμμικά και μη ισορροπημένα φορτία, ωστόσο, σύμφωνα με τους Duffey και Stratford (1989) (ενημέρωση του αρμονικού προτύπου IEEE-519), για τάσεις διαύλου μεταξύ 1 και 69kV, η συνολική αρμονική παραμόρφωση δεν πρέπει να ξεπερνά5%. Στο Baghaee et al., 2016, Baghaee et al., 2017, για τον προσδιορισμό και τον έλεγχο της άεργου ισχύος ενός υβριδικού AC–DC MG, σχεδιάζεται μια τριφασική μέθοδος υπολογισμού της ροής ισχύος AC–DC ισορροπημένη και μη ισορροπημένη με βάση ένα RBFN. Πιο συγκεκριμένα, το RBFN χρησιμοποιείται για την επίλυση ενός συνόλου μη γραμμικών εξισώσεων ροής ισχύος. Όταν αλλάζουν οι

συνθήκες λειτουργίας του MG, συμπεριλαμβανομένων των διαταραχών μεγάλου σήματος, εκτελείται η ανάλυση ροής ισχύος για την ενημέρωση του σημείου ρύθμισης των τοπικών ελεγκτών. Σε αντίθεση με άλλες τεχνικές, όπως στους Guerrero et al. (2011) και Savaghebi et al. (2012) που εφαρμόζουν επίσης ένα σύστημα ιεραρχικού ελέγχου, το σχήμα ελέγχου με χρήση RBFN που εφαρμόζεται στους Baghaee et al. (2016) επιτρέπει διαταραχές μεγάλου σήματος όπως διακοπή γραμμής, σφάλματα ισορροπίας ή ανισορροπίας και έντονη εκκίνηση κινητήρα. Στο Kazemlou and Mehraeen (2014), ένας αποκεντρωμένος ελεγκτής ΝΔ έχει σχεδιαστεί για να ξεπερνά τις αβεβαιότητες των μετατροπέων DC-DC που ενσωματώνουν τις κατανεμημένες πηγές ενός δικτύου DC και να σταθεροποιεί την τάση εξόδου σε περίπτωση διαταραχών. Ιδιαίτερη προσοχή δίνεται στα συστήματα διανομής χαμηλής αδράνειας, όπως τα φωτοβολταϊκά συστήματα που διασυνδέονται με το δίκτυο συνεχούς ρεύματος, σε αυτήν την περίπτωση, με μετατροπέα buck. Ο προτεινόμενος ελεγκτής αλλάζει τον κύκλο λειτουργίας για να φτάσει στη σταθερότητα μέσω ενός προσαρμοστικού σχήματος, οι τάσεις και το ρεύμα εισόδου και εξόδου πρέπει να είναι μετρήσιμα αλλά δεν απαιτείται επικοινωνία μεταξύ των μετατροπέων. Δεδομένου ότι λαμβάνονται υπόψη οι επιδράσεις των διακυμάνσεων του ρεύματος και της τάσης κατά τη διάρκεια κάθε κύκλου μεταγωγής, αντί για τις κοινώς χρησιμοποιούμενες απλοποιημένες εξισώσεις μοντελοποίησης DDC, η εσωτερική δυναμική και το κέρδος εισόδου είναι πολύπλοκο να ληφθούν. Χρησιμοποιείται μια προσέγγιση συνάρτησης ΝΔ για να ξεπεραστούν αυτές οι άγνωστες δυναμικές κάθε υποσυστήματος ώστε να είναι σε θέση να σχεδιάσει τον ελεγκτή ανατροφοδότησης κατάστασης. Η ανάλυση σταθερότητας σφάλματος πραγματοποιείται στο Kazemlou and Mehraeen (2014), διασφαλίζοντας τη σταθερότητα του διασυνδεδεμένου δικτύου. Αυτή η εργασία έχει ένα πλεονέκτημα έναντι των Liutanakul et al. (2010) που εξαρτάται από τη γραμμική σταθεροποίηση και οι Rahimi και Emadi (2009) που χρησιμοποιούν ενεργή απόσβεση των DDC, τα οποία και τα δύο βασίζονται σε ανάλυση μικρού σήματος. δηλαδή ισχύουν μόνο γύρω από ορισμένα σημεία λειτουργίας. Άλλες μέθοδοι, όπως οι Rahimi et al. (2010) και

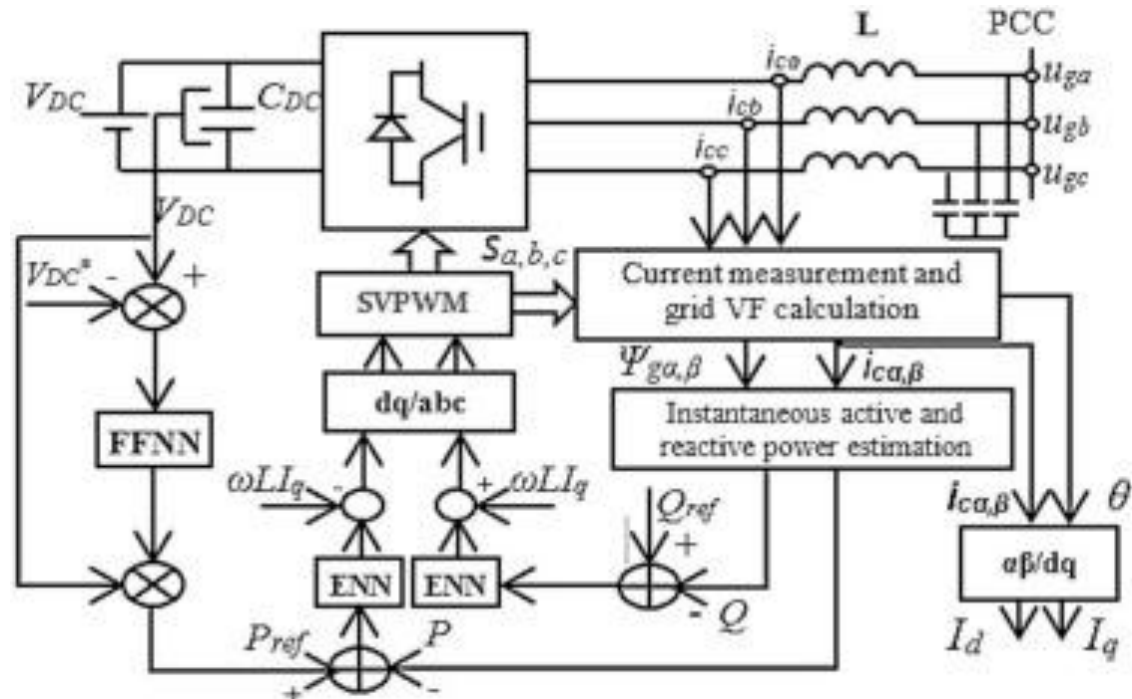
Magne et al. (2012), εξετάστε την ανάλυση μεγάλων σημάτων, αλλά εξαρτώνται είτε από την ύπαρξη φορτίων αντίστασης, ενός διαύλου συνεχούς τάσης σταθερής τάσης, είτε είναι κατασκευασμένα γύρω από έναν κεντρικό ελεγκτή που απαιτεί τη λήψη αξιόπιστων πληροφοριών από όλα τα υποσυστήματα.



Σχήμα 6-6 Αρχιτεκτονική RBFN (Baghaee et al., 2016).

Για τον έλεγχο της τάσης του διαύλου DC και των ροών ενεργού και άεργου ισχύος στον μετατροπέα μπροστινού άκρου που φαίνεται στο Σχήμα 6-7, έχουν σχεδιαστεί δύο ΝΔ στο Chettibi et al. (2018) . Δύο ελεγκτές βασισμένοι στο ENN εφαρμόζονται για τους βρόχους ελέγχου ενεργού και άεργου ισχύος και ένας FFNN για τον βρόχο ελέγχου τάσης DC. Και στις δύο περιπτώσεις εφαρμόζεται ένας προσαρμοστικός αλγόριθμος αλληλεπίδρασης που προτείνεται από τους Brandt και Lin (1999) για την ηλεκτρονική προσαρμογή των βαρών των δικτύων. Ο αλγόριθμος προσαρμοστικής αλληλεπίδρασης είναι ισοδύναμος με τον αλγόριθμο backpropagation αλλά με χαμηλότερες υπολογιστικές απαιτήσεις. Τα ENN περιλαμβάνουν ένα επίπεδο περιβάλλοντος για μονάδες μνήμης, εκτός από ένα κρυφό επίπεδο (Xiang et al., 2002). Η εκπαίδευση επικεντρώνεται στη διασφάλιση ότι οι μεταβλητές κατάστασης P και Q φτάνουν σε τιμές  $S_P$  και  $S_Q$  αντίστοιχα, που αναγκάζει το σφάλμα παρακολούθησης να μηδενιστεί, σε πεπερασμένο χρόνο. Ο ελεγκτής τάσης συνεχούς ρεύματος βασίζεται σε ένα FFNN με τρία επίπεδα, και όπως και με τα ENN, το κρυφό και το στρώμα εξόδου χρησιμοποιούν λειτουργίες ενεργοποίησης εφαιτομένης-ημιτόνου. Η

εκπαίδευση στοχεύει να οδηγήσει την τάση σε μια ολισθαίνουσα επιφάνεια που αναγκάζει το σφάλμα παρακολούθησης τάσης να μηδενιστεί.



Σχήμα 6-7 Σχέδιο ελέγχου άμεσης ισχύος εικονικής ροής του μετατροπέα μπροστινού άκρου (Chettibi et al., 2018).

Με την αυξανόμενη διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στα συστήματα ισχύος, πολλές διαμορφώσεις μετατροπέων γίνονται πιο συχνές. Τριφασικοί μετατροπέες PWM με πηγή τάσης συνεχούς ρεύματος-εναλλασσόμενου ρεύματος συνδεδεμένοι στο δίκτυο χρησιμοποιούνται ευρέως για τη διασύνδεση μεταξύ συστημάτων συνεχούς ρεύματος και εναλλασσόμενου ρεύματος. Συμβατικά, αυτοί οι μετατροπέες ελέγχονται χρησιμοποιώντας αποσυνδεδεμένο διανυσματικό έλεγχο d-q, αλλά όπως αναφέρεται στους Li et al. (2014) αυτοί οι ελεγκτές έχουν πολλά ζητήματα όπως η δυσκολία συντονισμού των παραμέτρων ελέγχου και η αστάθεια σε εφαρμογές χαμηλής τάσης, που είναι ο τομέας των περισσότερων MG. Τα δεδομένα εκπαίδευσης καθορίζονται για ένα τυπικό GCC σε εφαρμογές συστημάτων μετατροπής ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Μόλις εκπαιδευτεί, το ρεύμα αναφοράς δημιουργείται τυχαία εντός αποδεκτών ορίων ρεύματος GCC και ο ελεγκτής ΝΔ είναι σε θέση να ρυθμίσει γρήγορα

τα ρεύματα στις δεδομένες τιμές αναφοράς. Οι μετατροπείς πολλαπλών επιπέδων για φωτοβολταϊκά συστήματα εξετάζονται στο Xiong et al. (2016). Σε αυτή την εργασία η ανίχνευση αρμονικών στοιχείων, αρνητικών ακολουθιών και άεργου ισχύος πραγματοποιείται με ένα FFNv. Με αυτόν τον τρόπο τίθεται η βάση για την καταστολή των αρμονικών και της ανισορροπίας στον συνδεδεμένο στο δίκτυο μετατροπέα. Με την αυξανόμενη χρήση τροφοδοτικών μεταγωγής που συμπεριφέρονται ως μη γραμμικά φορτία, υπάρχει επίσης μια αύξηση στην έγχυση αρμονικού ρεύματος και χαμηλός συντελεστής ισχύος. Τα παθητικά φίλτρα χρησιμοποιήθηκαν για την εξάλειψη των αρμονικών ρεύματος και τη βελτίωση του συντελεστή ισχύος, αλλά η απόδοση αυτού του τύπου φίλτρων επηρεάζεται από τη μεταβλητότητα των συνθηκών λειτουργίας μη γραμμικού φορτίου και από την αντίσταση του συστήματος που μπορεί να δημιουργήσει σειρές ή παράλληλους συντονισμούς, προκαλώντας ενίσχυση αρμονικές σε συγκεκριμένη συχνότητα. και τέλος, πρέπει να σχεδιάζονται με υψηλή βαθμολογία ρεύματος. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο υπάρχουν πολλά έργα που εστιάζουν στα χειριστήρια ενεργού φίλτρου ισχύος (active power filter - APF), τα περισσότερα από αυτά επικεντρώνονται στα φίλτρα ενεργού ισχύος διακλάδωσης (shunt active power filter SAPF).

## 6.6 Φίλτρα ενεργού ισχύος που βασίζονται σε ΝΔ

Η εργασία στους Shahalami and Hosseini (2014) παρουσιάζει ένα FFND για τον έλεγχο ενός υβριδικού APF που αποτελείται από παθητικά φίλτρα σε σειρά με ένα SAPF, με στόχο την αφαίρεση της πιθανότητας συντονισμού των παθητικών φίλτρων με ταυτόχρονη μείωση του κόστους σε σύγκριση με τα αμιγώς ενεργά φίλτρα. Η εργασία που παρουσιάζεται από τους Muthuselvan et al. (2006) προτείνει έναν νευρωνικό έλεγχο PI για APF για μονοφασικά συστήματα. Το ενεργό φίλτρο που περιγράφεται είναι ένας μονοφασικός μετατροπέας γέφυρας H και ο ελεγκτής που βασίζεται σε ΝΔ ρυθμίζει τους χρόνους αγωγιμότητας των διακοπών της γέφυρας H, αναγκάζοντας το ρεύμα γραμμής να είναι σε φάση και να έχει το ίδιο σχήμα με την τάση τροφοδοσίας. Για την εκπαίδευση του ΝΔ

δημιουργείται μια βάση δεδομένων με πληροφορίες από έναν ελεγκτή PI υπό διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας. Το σύστημα ελαχιστοποιεί με επιτυχία τις αρμονικές στο ρεύμα τροφοδοσίας. Στο Zouidi et al. (2006) και Agrawal et al. (2016) παρουσιάζονται ελεγκτές ΝΔ μιας τριφασικής πηγής τάσης τριών συρμάτων SAPF. Στο Zouidi et al. (2006) σχεδιάστηκαν δύο FFNN, το ένα για τον έλεγχο της τάσης στην πλευρά DC (μία έξοδος) και το άλλο για τον έλεγχο ρεύματος στην πλευρά AC του APF (τρεις έξοδοι). Στους Wenjin και Yu (2008) σχεδιάζονται επίσης δύο ΝΔ, ένα από αυτά για να εκτιμήσει τις αρμονικές ή τις βυθίσεις που υπάρχουν στο σύστημα. Το εξαγόμενο αρμονικό σήμα ή σήμα βύθισης περνά στο δεύτερο ΝΔ το οποίο παρέχει ακριβή σήματα ελέγχου για τον μετατροπέα πηγής τάσης PWM (VSI) του APF. Το APF που περιγράφονται σε αυτή την εργασία είναι σε θέση να αντισταθμίσει υπό ισορροπημένες και μη ισορροπημένες συνθήκες. Η εργασία στο Chenxing et al. (2013) επικεντρώνεται στο σχεδιασμό ενός ΝΔ που λειτουργεί ως αντίστροφο μοντέλο του μη γραμμικού συστήματος APF και στη συνέχεια στην τοποθέτηση του ΝΔ μπροστά από το αρχικό σύστημα, σχηματίζοντας έτσι δύο ανεξάρτητα ψευδο-γραμμικά υποσυστήματα. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται ένας ελεγκτής PI για τον έλεγχο των δύο ψευδογραμμικών υποσυστημάτων μιας τάξης. Στο Agrawal et al. (2016) το ΝΔ που παρουσιάστηκε εκτιμά τις χρονικά μεταβαλλόμενες συνιστώσες των παραμορφωμένων κυματομορφών ρεύματος, όσον αφορά το μέγεθος και τη γωνία φάσης. Τα εξαγόμενα βασικά στοιχεία ρεύματος αφαιρούνται στη συνέχεια από το ρεύμα πηγής για να ληφθεί το σήμα αναφοράς (αρμονικές ρεύματος) για έναν ελεγκτή PI. Οι Abdeslam et al. (2008) προτείνει δύο προσεγγίσεις για τον έλεγχο ενός APF. Η πρώτη προσέγγιση βασίζεται σε έναν νευρωνικό ρυθμιστή PI όπου ένα ADALINE ΝΔ καθορίζει τις παραμέτρους PI. αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας τον κανόνα εκμάθησης LMS που επιτρέπει στο ΝΔ να μαθαίνει διαδικτυακά. Η δεύτερη προσέγγιση χρησιμοποιεί δύο ΝΔ πολλαπλών επιπέδων (ένα αναγνωριστικό και έναν ελεγκτή) για να αναγνωρίσει τις παραμέτρους του συστήματος καθώς και το Jacobian της εγκατάστασης και να χρησιμοποιήσει αυτές τις πληροφορίες για τον έλεγχο του μετατροπέα.

Και οι δύο προσεγγίσεις αποδείχθηκαν αποτελεσματικές. Οι Sabo et al. (2013) παρουσιάζει επίσης έναν ελεγκτή βασισμένο σε ΝΔ για ένα APF, αλλά σε ένα σύστημα διανομής δύο καλωδίων και προτείνει έναν τροποποιημένο αλγόριθμο ελαχίστου τετραγώνου και μια μέθοδο για τον συντονισμό του ρυθμού εκμάθησης του ΝΔ. Το έργο στο Wang and Fei (2018) παρουσιάζει έναν νόμο ελέγχου μεταγωγής για το APF που βασίζεται σε μη μονό τερματικό έλεγχο τρόπου ολίσθησης, ωστόσο, ο νόμος ελέγχου περιέχει έναν άγνωστο όρο και ένα RND έχει σχεδιαστεί για να τον εκτιμήσει. Οι παράμετροι RND ενημερώνονται ηλεκτρονικά, χρησιμοποιώντας συναρτήσεις ενεργοποίησης υπερβολικής επαπτομένης και ο νόμος ελέγχου επανασχεδιάζεται ώστε να περιλαμβάνει τις εκτιμώμενες τιμές RNN.

Η εργασία στο Libano et al. (2002) και Ravikumar et al. (2018) ασχολείται με τη σειρά APF. Οι Libano et al. (2002) επικεντρώνεται σε έναν ελεγκτή βασισμένο σε ΝΔ που δημιουργεί την αναφορά για μια σειρά APF με στόχο τη μείωση της αρμονικής παραμόρφωσης τάσης για μονοφασικά και τριφασικά συστήματα, χρησιμοποιώντας τις πληροφορίες μόνο μιας φάσης και γενίκευση για τις άλλες φάσεις. Στο Ravikumar et al. (2018) η αντιστάθμιση των αρμονικών τάσης χρησιμοποιώντας μια σειρά AP επιτυγχάνεται με την παραγωγή μιας αρμονικής τάσης ίδιου μεγέθους και αντίθετης φάσης, η οποία με τη σειρά της επιτυγχάνεται με έναν ελεγκτή γεννήτριας PWM με ένα ΝΔ που βασίζεται στο KF.

## 6.7 Σταθερότητα τάσης

Εκτός από την εξάλειψη των αρμονικών ρεύματος και τάσης, η σταθερότητα της τάσης είναι θεμελιώδους σημασίας για τους δευτερεύοντες ελεγκτές. Τα περισσότερα προβλήματα αστάθειας τάσης προκαλούνται από την έλλειψη επαρκών πόρων αέργου ισχύος για την ικανοποίηση της αέργου συνιστώσας των απαιτήσεων και των απωλειών φορτίου (Koessler, 1997, Kundur, 1994). Η εργασία που περιγράφεται στους Mehrjerdi et al. (2013) στοχεύει στον έλεγχο της τάσης σε έναν αριθμό κρίσιμων σημείων (εδώ ονομάζονται πιλοτικοί

δίαυλοι) ενός συστήματος ισχύος που έχει διαχωριστεί σε μικρότερες περιοχές, αυτό επιτυγχάνεται με το σχεδιασμό ενός ελεγκτή ΝΔ για κάθε περιοχή. Πρώτα ένα μοντέλο ΝΔ εκπαιδεύεται εκτός σύνδεσης για να αποκτήσει ένα μη γραμμικό μοντέλο κάθε περιοχής. Στη συνέχεια, ένας έλεγχος ΝΔ συγκρατεί την τάση στους πιλοτικούς διαύλους όσο το δυνατόν πιο κοντά στην αναφορά με έγχυση άεργου ισχύος στους πιλοτικούς διαύλους. Εάν η τάση των λεωφορείων είναι εκτός των ορίων λειτουργίας τους, ο ελεγκτής θα ελέγξει πρώτα εάν οι γεννήτριες στην ίδια περιοχή μπορούν να παρέχουν την απαιτούμενη άεργο ισχύ. Η εργασία που παρουσιάζεται στους Bangarraju et al. (2014) παρουσιάζει έναν έλεγχο ΝΔ για επαναφορά δυναμικής τάσης (dynamic voltage recovery - DVR) για τον μετριασμό της πτώσης τάσης, της διόγκωσης, των αρμονικών και της ανισορροπίας στην τάση τροφοδοσίας. Το ΝΔ είναι ένα ADALINE που εξάγει τις βασικές τάσεις του φορτίου αναφοράς.

Μια άλλη πιθανή λύση για τη σταθερότητα της τάσης και τη βελτίωση της ποιότητας ισχύος είναι ο στατικός σύγχρονος αντισταθμιστής (STATCOM), ο οποίος είναι μια συσκευή ευέλικτου συστήματος μετάδοσης AC (FACTS) που βασίζεται σε μετατροπέα πηγής τάσης. Στο Wang et al. (2016) ένα RBFN PID έχει σχεδιαστεί ως μια προσαρμοστική στρατηγική ελέγχου για μια διανομή STATCOM (D-STATCOM) σε λειτουργία ελέγχου τάσης. Τα συστήματα διανομής είναι εξαιρετικά μη γραμμικά, επομένως ο συντονισμός των συμβατικών ελεγκτών PID είναι πολύπλοκος και δύσκολος. Το RBF ΝΔ χρησιμοποιείται για τον συντονισμό των παραμέτρων του PID και τη λήψη της αναφοράς άεργου ρεύματος. Στους Sumathi and Bansilal (2009) FFNΔ που εκπαιδεύονται με backpropagation χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο της τάσης εξόδου STATCOM και της έγχυσης άεργου ισχύος. Σε ένα μεταγενέστερο έργο, Sumathi and Bansilal (2015) παρουσιάζει έναν άλλο τύπο συσκευής FACTS που μπορεί ταυτόχρονα να ελέγχει την τάση σε ένα δίαυλο και τη ροή ενεργού και άεργου ισχύος μέσω της γραμμής μεταφοράς στην οποία είναι συνδεδεμένη: τον ενοποιημένο ελεγκτή ροής ισχύος (unified power flow controller -



UPFC). Το UPFC έχει δύο VSI, το ένα σε σειρά με τη γραμμή μετάδοσης και το άλλο συνδεδεμένο με το δίαυλο με αντίσταση shunt , συνδεδεμένα μέσω μιας κοινής ζεύξης DC. Σε αυτή την εργασία δύο FFNN έχουν σχεδιαστεί για να βρίσκουν το μέγεθος της τάσης εξόδου και τη γωνία του μετατροπέα σειράς και του μετατροπέα διακλάδωσης (ένα ΝΔ για κάθε μετατροπέα). Τα δεδομένα εκπαίδευσης λαμβάνονται για διάφορες τιμές πολλαπλασιαστών φορτίου, τάσης διαύλου και διαταραχών ροής ισχύος. Τα αποτελέσματα που δίνονται από το ΝΔ επικυρώνονται συγκρίνοντάς τα με τη συμβατική μέθοδο Newton Raphson.

Παρόμοια με το UPFC, ένα μη ενοποιημένο ελεγκτή ποιότητας ισχύος (unified power quality conditioner -UPQC) είναι μια συσκευή που χρησιμοποιεί δύο VSI που συνδέονται σε έναν κοινό πυκνωτή αποθήκευσης ενέργειας συνεχούς ρεύματος. Το ένα από αυτά τα δύο VSI συνδέεται σε σειρά με τη γραμμή εναλλασσόμενου ρεύματος ενώ το άλλο συνδέεται σε διακλάδωση με την ίδια γραμμή, η διαφορά είναι ότι το UPQC χρησιμοποιείται σε συστήματα διανομής ισχύος που μπορεί να περιέχουν ανισορροπία, παραμόρφωση, ακόμη και εξαρτήματα συνεχούς ρεύματος. Στο Zhou et al. (2007) δύο ελεγκτές ΝΔ εφαρμόζονται για τον έλεγχο των VSI (ένας για διακλάδωση και ο άλλος για σειρά), που συνθέτουν το UPQC. Ένα φίλτρο παγίδας χρησιμοποιείται για την εξαγωγή των αρμονικών στοιχείων του ρεύματος της πηγής και της τάσης φορτίου και μεταφέρει τα σήματα στους ελεγκτές ΝΔ.

## 6.8 Συστήματα προστασίας

Μια άλλη σημαντική πτυχή που πρέπει να ληφθεί υπόψη είναι η προστασία και ο εντοπισμός σφαλμάτων και απωλειών στο MG. Στους Raju και Manohar (2011), ένα ελαττωματικό σύστημα αναγνώρισης δεδομένων που χρησιμοποιεί ενσωματωμένα RNN με αισθητήρες καθορίζει την ακρίβεια της εξόδου του αισθητήρα συγκρίνοντάς την με τις τιμές των γειτονικών εξόδων αισθητήρων. Εν τω μεταξύ, στο Kashef et al. (2018) η κατάσταση του ενεργού συστήματος διανομής

αξιολογείται με εκτίμηση των απωλειών γραμμής σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιώντας ένα ANN. Οι διαταραχές τάσης με τη μορφή πτώσης ή διόγκωσης τάσης ανιχνεύονται με ελάχιστη καθυστέρηση στο Chung et al. (2007) χρησιμοποιώντας ένα ΝΔ. Εν τω μεταξύ, στο Zhang et al. (2012) χρησιμοποιείται μια πρόχειρη σύντηξη ΝΔ για τον εντοπισμό σφαλμάτων στο σύστημα. οι πρόχειρες τιμές ιδιότητας μέλους είναι οι εισοδοί στο ΝΔ και οι έξοδοι είναι οι καθορισμένες περιοχές σφαλμάτων. Ομοίως, στο Ren et al. (2018) ένα RBF ΝΔ ταξινομεί τύπους σφαλμάτων. το αρχικό κέντρο και ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων βελτιστοποιούνται με βάση τον αλγόριθμο ομαδοποίησης K-means.

## ΠΗΓΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ

<https://energypress.gr/news/tehniti-noimosyni-stin-praxi-pos-epityghanontai-kalyteres-epidoseis-sta-yfistamena-erga-ape>

[https://www.ey.com/en\\_gl/power-utilities/why-artificial-intelligence-is-a-game-changer-for-renewable-energy](https://www.ey.com/en_gl/power-utilities/why-artificial-intelligence-is-a-game-changer-for-renewable-energy)

<https://eclass.upatras.gr/modules/document/?course=EE874>

<https://opencourses.uoa.gr/modules/document/file.php/CHEM100/Διδασκατικό%20πακέτο/Παρουσιάσεις/Artificial%20Neural%20Networks.pdf>

<https://ocw.aoc.ntua.gr/modules/document/file.php/CIVIL116/wind10.pdf>

<https://www.nrel.gov/docs/fy12osti/55871.pdf>

<https://www.britanica.com/technology/environmental-engineering>

[https://www.e3s-conferences.org/articles/e3sconf/pdf/2021/85/e3sconf\\_icmed2021\\_01163.pdf](https://www.e3s-conferences.org/articles/e3sconf/pdf/2021/85/e3sconf_icmed2021_01163.pdf)

<https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0952197620302372?token=1212F0C6844C3A4BC448FB3AE941CDA12DADDD8F36D04B7811EC7DB61CF0A61AE4D8CF4BADCBAD9D28D7E6ABE021DD10&originRegion=eu-west-1&originCreation=20220504081902>