

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΓΕΝΙΚΟ ΤΜΗΜΑ, ΛΑΡΙΣΑ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ
ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΩΝ»

ΑΙΟΛΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ
ΤΗΣ ΠΑΡΑΓΟΜΕΝΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΚΑΓΚΑΝΑΤΣΙΟΣ ΙΩΑΝΝΗΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΜΟΣΧΑΚΗΣ ΜΑΡΙΟΣ

ΛΑΡΙΣΑ, ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2021

ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ

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

Ο Δηλών

Γκαγκανάτσιος Ιωάννης

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον επιβλέπων καθηγητή μου κ. Μάριο Μοσχάκη για την πολύτιμη συμβολή του, καθοδήγηση και υποστήριξη του κατά την διάρκεια εκπόνησης της εργασίας αυτής.

Επίσης θερμές ευχαριστίες οφείλω και σε όλους τους καθηγητές που είχα την ευκαιρία να γνωρίσω και να παρακολουθήσω τα μαθήματά τους στη διάρκεια αυτού του προγράμματος και από τους οποίους αποκόμισα πολύτιμες γνώσεις.

Ιωάννης Γκαγκανάτσιος

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Με τα σημάδια της κλιματικής αλλαγής να γίνονται εμφανή ολοένα και συχνότερα, με τα ενεργειακά αποθέματα των συμβατικών πηγών να φανερώνουν ότι ο ορίζοντας εξάντλησής τους είναι ορατός και ταυτόχρονα με τις απαιτήσεις για ηλεκτρική ενέργεια διαρκώς να αυξάνονται, η μεταστροφή σε εναλλακτικές πηγές παραγωγής της είναι επιβεβλημένη περισσότερο από ποτέ στο παρελθόν. Η ανάγκη ένταξης αυτών των πηγών στο ενεργειακό δίκτυο και μάλιστα όταν αυτή γίνεται με τόσο δυναμική διαδικασία όσο οι συνθήκες το απαιτούν, επιφέρει συνέπειες που τα αποτελέσματά τους επηρεάζουν τους εμπλεκόμενους τόσο σε επίπεδο παραγωγών και διαχειριστών, όσο και σε επίπεδο καταναλωτών.

Με στόχο να διερευνήσει τον τρόπο προσδιορισμού της ενέργειας που παράγεται από ανανεώσιμες πηγές και ειδικότερα της αιολικής ενέργειας, η παρούσα ερευνητική εργασία επιχείρησε να αναζητήσει τις τεχνικές εκείνες, με τις οποίες μπορεί να προβλεφθεί η παραγωγή της ενέργειας των ανεμογεννητριών. Εξέτασε τις σημαντικότερες μεθόδους με τις οποίες μπορεί να εκτιμηθεί η παραγόμενη αιολική ενέργεια, είτε αυτές αφορούσαν φυσικά μοντέλα, είτε στατιστικά. Με βάση τον χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης, τα διαθέσιμα δεδομένα, τη δομή, παρατέθηκαν οι τρόποι ανάλυσης χρονοσειρών και δόθηκε έμφαση στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, με την επισκόπηση των αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης. Από την υπάρχουσα ερευνητική δραστηριότητα διαπιστώθηκε η ανωτερότητα αυτών των τεχνικών αυξημένης ευφυΐας στην ακρίβεια πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας.

SUMMARY

The signs of climate change become more and more evident, and the conventional sources' energy reserves show visible signs of exhaustion when at the same time the demand for electricity is constantly increasing. Switching to alternative sources of production is more imperative than ever before. The need to integrate these sources into the energy network, especially as dynamically as the circumstances require, has consequences which affect the parties involved both at producer and manager level, as at consumer level.

This research project has attempted to explore the techniques used to predict the production of energy produced from renewable sources, in particular, of wind energy from

wind turbines. The most important methods by which wind energy production can be estimated, are analyzed whether it refers to natural models or statistical ones. The ways of analyzing time series are listed based on the forecast horizon, the available data, the structure, and the field of artificial intelligence is emphasized, with the overview of engineering and deep learning algorithms. Current research supports the superiority of the increased intelligence techniques at the predictive accuracy of wind energy.

Περιεχόμενα

ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1ο: ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ-ΑΙΟΛΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ, ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΔΡΟΜΗ	9
1.1. Συμβατικές και ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.....	9
1.2. Αιολική ενέργεια –Σύντομη ιστορική αναδρομή.....	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο: ΕΙΔΗ ΑΝΕΜΟΓΕΝΝΗΤΡΙΩΝ ΚΑΙ ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΙΚΑ ΤΟΥΣ ΜΕΡΗ.....	16
2.1 Κύρια μέρη ανεμογεννητριών.....	16
2.1.1. Πύργος.....	16
2.1.2. Πτερόγια.....	17
2.1.3. Θάλαμος.....	18
2.1.4. Δρομέας ή Ρότορας.....	18
2.1.5. Σύστημα βήματος ή σύστημα μεταβολής γωνίας πρόσπτωσης.....	19
2.1.6. Άξονας.....	20
2.1.7. Σύστημα εκτροπής ή σύστημα προσανατολισμού.....	20
2.1.8. Φρένο.....	21
2.1.9. Κιβώτιο ταχυτήτων.....	21
2.1.10. Γεννήτρια.....	22
2.1.11. Ελεγκτής.....	23
2.1.12. Ανεμόμετρο.....	24
2.1.13. Ανεμοδείκτης.....	25
2.2 Είδη ανεμογεννητριών.....	26
2.2.1. Ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα.....	26
2.2.2. Ανεμογεννήτριες κατακόρυφου άξονα.....	29
2.3. Αιολικά πάρκα.....	33
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο : ΜΕΘΟΔΟΙ ΚΑΙ ΧΡΟΝΙΚΟΣ ΟΡΙΖΟΝΤΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	37
3.1. Πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας.....	37
3.2 Χρονικός ορίζοντας.....	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο: ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	40
4.1. Ανάλυση χρονοσειρών.....	40
4.2. Μοντέλα ανάλυσης χρονοσειρών.....	41
4.2.1. Αυτοπαλινδρόμηση (AR).....	41
4.2.2. Διανυσματική αυτοπαλινδρόμηση (VAR).....	41
4.2.3. Κινητός μέσος όρος (MA).....	41
4.2.4. Εκθετική εξομάλυνση (ES).....	42

4.2.5. Μέθοδος Holt–Winters	42
4.2.6. Μοντέλα ARMA, ARIMA	43
4.2.7. Μοντέλο SARIMA	43
4.2.8. Μοντέλο ARFIMA.....	44
4.2.9. Μοντέλο ARIMAX.....	44
4.3 Τεχνητή νοημοσύνη	44
4.4. Μηχανική μάθηση.....	45
4.4.1. Τύποι αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.....	46
4.4.2. Τύποι προβλημάτων μηχανικής μάθησης	47
4.4.3. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης	48
4.5. Βαθιά μάθηση	57
4.5.1. Αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης	58
4.6. Ασαφής λογική (Fuzzy logic)	71
4.7. Αξιολόγηση πρόβλεψης	74
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	75
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	79

Πίνακας εικόνων

Εικόνα 1. Ανεμογεννήτρια του Juul στο Gedser.....	14
Εικόνα 2. Κύρια μέρη ανεμογεννήτριας.....	16
Εικόνα 3. Τύποι πύργων στήριξης ανεμογεννητριών.....	17
Εικόνα 4. Πτερύγια ανεμογεννήτριας	17
Εικόνα 5. Θάλαμος ανεμογεννήτριας.....	18
Εικόνα 6. Ρότορας ανεμογεννήτριας	19
Εικόνα 7. Σύστημα βήματος πτερυγίων ανεμογεννήτριας.....	19
Εικόνα 8. Άξονας ανεμογεννήτριας	20
Εικόνα 9. Σύστημα εκτροπής ανεμογεννήτριας	20
Εικόνα 10. Σύστημα πέδησης ανεμογεννήτριας.....	21
Εικόνα 11. Κιβώτιο ταχυτήτων ανεμογεννήτριας	22
Εικόνα 12. Ηλεκτρική γεννήτρια ανεμογεννητριών	23
Εικόνα 13. Σύστημα ελέγχου ανεμογεννήτριας	24
Εικόνα 14. Τύποι ανεμομέτρων ανεμογεννήτριας	24
Εικόνα 15. Τύποι ανεμοδείκτη ανεμογεννήτριας.....	25

Εικόνα 16. Ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα	27
Εικόνα 17. Διάταξη πτερυγίων ανεμογεννητριών	27
Εικόνα 18. Δυνάμεις που ασκούνται στα πτερύγια των ανεμογεννητριών οριζόντιου άξονα	28
Εικόνα 19. Τύποι ανεμογεννητριών κατακόρυφου άξονα	29
Εικόνα 20. Αεροδυναμική γεννήτριας τύπου Savonius	30
Εικόνα 21. Τύποι πτερυγίων ανεμογεννητριών κατακόρυφου άξονα.....	31
Εικόνα 22. Ανεμογεννήτρια τύπου Darrieus	31
Εικόνα 23. Ανεμογεννήτρια τύπου Giromill	32
Εικόνα 24. Διανομή α) παγκόσμιας αθροιστικής εγκατεστημένης αιολικής ισχύος 2001–2018 και β) αιολικής ενέργειας που παράγεται ανά χώρα	33
Εικόνα 25. Χερσαία και υπεράκτια αιολικά πάρκα	34
Εικόνα 26. Αθροιστική εγκατεστημένη ισχύς (MW) και αριθμός ανεμογεννητριών ανά χώρα.....	35
Εικόνα 27. Επισκόπηση μοντέλων και εκτιμήσεων πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ενέργειας.....	40
Εικόνα 28. Σχέση τεχνητής νοημοσύνης, μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης.....	45
Εικόνα 29: Τύποι αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.....	46
Εικόνα 30. Τύποι προβλημάτων μηχανικής μάθησης.....	48
Εικόνα 31. Δομή αλγορίθμου δέντρου αποφάσεων	50
Εικόνα 32. Δομή αλγορίθμου τυχαία δάση	51
Εικόνα 33. Ταξινόμηση με αλγόριθμο SVM.....	53
Εικόνα 34: Ταξινόμηση και διανύσματα υποστήριξης στον αλγόριθμο SVM.....	54
Εικόνα 35. Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου.....	55
Εικόνα 36: Λειτουργία τεχνητού νευρωνικού δικτύου	55
Εικόνα 37 Κατάταξη νευρώνων τεχνητού νευρωνικού δικτύου	56
Εικόνα 38. Αρχιτεκτονικές τεχνητών νευρωνικών δικτύων	57
Εικόνα 39. Δομή αλγόριθμου CNN.....	59
Εικόνα 40. Δομή αλγόριθμου RNN.....	61
Εικόνα 41. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου LSTM.....	63
Εικόνα 42. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου GRU	64
Εικόνα 43. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου GAN.....	65
Εικόνα 44. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου RMB.....	66

Εικόνα 45. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου DBN	67
Εικόνα 46. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου ΑΕ	68
Εικόνα 47. Εξαγωγή χαρακτηριστικών αλγόριθμου ΑΕ για πρόβλεψη αιολικής ενέργειας	69
Εικόνα 48. Μοντέλα πρόβλεψης ηλιακής και αιολικής ενέργειας που αναφέρονται σε δημοσιεύσεις στην ιστοσελίδα Science για το έτος 2020.	70
Εικόνα 49. Στάδια λειτουργίας συστήματος ασαφούς λογικής.....	71
Εικόνα 50. Δομή ANFIS δύο εισόδων και μιας εξόδου.....	72

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ένδειξη οικονομικής ανάπτυξης και κοινωνικής προόδου, η ενέργεια, για χρόνια στήριξε την παραγωγή της στα ορυκτά καύσιμα, με αυτόν τον τρόπο παραγωγής να εξακολουθεί να μένει ο πλέον δημοφιλής. Η υποβάθμιση όμως του περιβάλλοντος που διαρκώς εξελίσσεται, η μείωση των συμβατικών ενεργειακών πόρων αλλά και η αύξηση των βιομηχανικών και ψηφιακών δραστηριοτήτων έκανε επιτακτική την αναζήτηση άλλων πηγών. Πηγών που θα έχουν στο επίκεντρο την προστασία του πλανήτη και που αξιοποιώντας τους πόρους που αυτός ανεξάντλητα μας χαρίζει, θα τείνουν να αντικαταστήσουν τις ήδη υπάρχουσες. Η ανάδειξη των ανανεώσιμων πηγών ως κυρίαρχων μέσων για την εξασφάλιση ηλεκτρικής ενέργειας, φαντάζει σαν στόχος όχι τόσο μακρινός όσο στο παρελθόν. Η συμμετοχή τους στο ενεργειακό σύστημα συνοδεύεται από πλήθος προκλήσεων. Σύμμαχος σ' αυτό το εγχείρημα η τεχνολογία και η επιστήμη.

Για την ομαλή όσο και αποτελεσματική ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών στο ηλεκτρικό δίκτυο είναι αναγκαία η αντιμετώπιση των δυσλειτουργιών που αυτές μπορεί να προκαλέσουν. Ανωμαλίες που σχετίζονται με την ιδιαιτερότητα της φύσης των ανανεώσιμων πηγών που χαρακτηρίζονται από απροσδιόριστη αβεβαιότητα. Και σε ότι αφορά την αιολική ενέργεια, σχετίζονται με την μεγάλη μεταβλητότητα του ανέμου, την πολλές φορές διακοπτόμενη έντασή του και γενικότερα την τυχαιότητα στην ισχύ του. Η έλλειψη αυτή σταθερότητας δυσχεραίνει τον ακριβή προγραμματισμό που πρέπει να διέπει τις διαδικασίες ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και περιλαμβάνει την έναρξη και παύση λειτουργίας άλλων μονάδων (συμβατικών και μη) του συστήματος για παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, τον καθορισμό του χρόνου συντήρησης αυτών των μονάδων, τον υπολογισμό της απαιτούμενης στάθμης εφεδρείας του συστήματος. Αυτό έχει επίσης επίπτωση στη διαμόρφωση των τιμών εκκαθάρισης αγοράς (επόμενης ημέρας, ενδοημερήσιας) ηλεκτρικής ενέργειας και συνεπακόλουθα στις πιστώσεις, χρεώσεις, προσφορές για παραγωγούς, προμηθευτές, καταναλωτές.

Η παρούσα ερευνητική εργασία προσπάθησε να εντοπίσει και να καταγράψει τους τρόπους και τις τεχνικές με τις οποίες μπορεί να προβλεφθεί η αιολική ενέργεια. Αναζήτησε τα χαρακτηριστικά αυτών των μεθόδων, περιέγραψε την ακολουθία τους μέχρι να καταλήξουν στην πρόβλεψη και παρουσίασε εφαρμογές και παραδείγματά τους όπως προέκυψαν από επισταμένη βιβλιογραφική επισκόπηση. Για την καλύτερη κατανόηση των όρων που σχετίζονται με την αιολική ενέργεια αλλά και τη φύση αυτής, έγινε αναφορά στους βασικούς συντελεστές που τη συνθέτουν.

Συγκεκριμένα, στο πρώτο κεφάλαιο παρατίθενται οι συμβατικές και οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και αναδεικνύεται η αναγκαιότητα επαναπροσδιορισμού στον τρόπο παραγωγής της με έμφαση στην αξιοποίηση των δευτέρων. Ακολουθεί στο δεύτερο κεφάλαιο μια σύντομη ιστορική αναδρομή της παραγωγής ενέργειας από τον άνεμο και παρουσιάζονται τα κύρια μέρη των ανεμογεννητριών καθώς και τα είδη αυτών. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με αναφορά στα αιολικά πάρκα που αποτελούν την κύρια έκφραση της παραγόμενης αιολικής ενέργειας.

Στο τρίτο κεφάλαιο και για την πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας, γίνεται διάκριση των μεθόδων πρόβλεψης σε φυσικές και στατιστικές. Ενώ με βάση τον χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης, αυτή μπορεί να συνίσταται σε πολύ βραχυπρόθεσμη, σε βραχυπρόθεσμη και σε μεσοπρόθεσμη.

Αντικείμενο του τέταρτου κεφαλαίου αποτελεί η παρουσίαση των σημαντικότερων μοντέλων πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ενέργειας. Αναλύονται οι τρόποι πρόβλεψης με ανάλυση χρονοσειρών ενώ επιχειρείται προσέγγιση στην εκτίμηση της πρόβλεψης με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης. Αρχικά, αναφέρονται οι τύποι αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και τα προβλήματα που συναντάει η μηχανική μάθηση κατά την εφαρμογή της και στη συνέχεια εξετάζονται εκτενώς οι αλγόριθμοι αυτής. Τέλος, ακολουθεί αντίστοιχη διερεύνηση και για τους αλγόριθμους βαθιάς μάθησης.

Η εργασία ολοκληρώνεται με το πέμπτο κεφάλαιο, στο οποίο με βάση την ανάλυση που προηγήθηκε, εξάγονται συμπεράσματα και συνάμα αξιολογούνται οι τεχνικές πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ενέργειας σε σχέση και με τις υπάρχουσες ερευνητικές προσεγγίσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1ο: ΠΗΓΕΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ-ΑΙΟΛΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ, ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΔΡΟΜΗ

1.1. Συμβατικές και ανανεώσιμες πηγές ενέργειας

Η κατανάλωση ενέργειας άμεσα συνυφασμένη με το βιοτικό επίπεδο και την ποιότητα ζωής του ανθρώπου, αλλά και την οικονομική ανάπτυξη κάθε χώρας, γνώρισε μια περίοδο διαρκούς αύξησης, μέσα στην οποία ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια αναζητήθηκαν εναλλακτικές πηγές για την παραγωγή της. Η βάση της παραγόμενης ενέργειας στηρίχτηκε διαχρονικά σε συμβατικές πηγές, σε πηγές δηλαδή που εξαντλούνται και που προέρχονται από ορυκτά καύσιμα οποιασδήποτε μορφής είτε αυτά είναι στερεά (γαιάνθρακας, λιγνίτης, ανθρακίτης, τύρφη) είτε υγρά (πετρέλαιο, μαζούτ, βενζίνη, κηροζίνη) είτε αέρια (φυσικό αέριο, υγραέριο). Προϋπόθεση για τη μετατροπή της ενέργειας των καυσίμων και την αξιοποίηση αυτής, η καύση τους.

Η υπερεντατικοποίηση της εξόρυξης των ορυκτών καυσίμων, απόρροια των αυξανόμενων απαιτήσεων για παραγωγή ενέργειας κατέστησε επίκαιρο το ζήτημα της διαθεσιμότητας αυτών και της μελλοντικής εξάντλησής τους. Όπως χαρακτηριστικά επισημαίνουν οι Shafiee & Topal (2009), εάν χρησιμοποιούμε ορυκτά καύσιμα με τον τρέχοντα ρυθμό, το φυσικό πετρέλαιο θα εξαντληθεί σε 35 χρόνια, το φυσικό αέριο σε 37 και ο άνθρακας σε 107 χρόνια και ως εκ τούτου τα ορυκτά καύσιμά μας θα έχουν εξαντληθεί σε περίπου 100 χρόνια.

Οι πετρελαϊκές κρίσεις είχαν ήδη κάνει προφανές πόσο μονοδιάστατα πραγματοποιείται η κάλυψη των ενεργειακών αναγκών και πόσο μεγάλη είναι η εξάρτηση από τις πετρελαιοπαραγωγές χώρες με ότι αυτό συνεπάγεται για τις οικονομίες των κρατών. Εξίσου κρίσιμη όμως είναι και η παράμετρος που αφορά τις επιπτώσεις στο οικοσύστημα. Η εκμετάλλευση των ορυκτών καυσίμων ευθύνεται αποφασιστικά για τη ρύπανση του περιβάλλοντος, με τις εκπομπές CO₂ που εκλύεται κατά την καύση των ορυκτών να προκαλούν το φαινόμενο του θερμοκηπίου και συνεπακόλουθα την κλιματική αλλαγή. Η συνέχιση της παραγωγής ενέργειας αποκλειστικά και μόνο μέσω της αξιοποίησης συμβατικών πηγών οδηγούσε σε αδιέξοδο και έκανε επιτακτική τη μεταστροφή σε αναζήτηση εναλλακτικών πηγών για την κάλυψη των ενεργειακών αναγκών.

Η λύση στις συνεχώς αυξανόμενες προκλήσεις διαφάνηκε μέσα από τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Από τις πηγές που ανανεώνονται με φυσική διαδικασία και δεν εξαντλούνται ποτέ. Και που η εκμετάλλευσή τους αφήνει το μικρότερο δυνατό οικολογικό αποτύπωμα

Στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας συγκαταλέγονται οι:

Ηλιακή ενέργεια: η ενέργεια που προέρχεται από τον ήλιο και αξιοποιείται μέσω των παθητικών και ενεργητικών συστημάτων που εκμεταλλεύονται την εκπεμπόμενη από τον ήλιο θερμότητα και μέσω των φωτοβολταϊκών συστημάτων που μετατρέπουν την ηλιακή ενέργεια σε ηλεκτρική.

Αιολική ενέργεια: η ενέργεια που προέρχεται από τον άνεμο και αξιοποιείται μέσω των ανεμογεννητριών που μετατρέπουν την αιολική ενέργεια σε ηλεκτρική.

Υδροηλεκτρική ενέργεια: η ενέργεια που προέρχεται από το νερό που βρίσκεται σε ροή και αξιοποιείται μέσω στροβίλων και ηλεκτρογεννητριών που μετατρέπουν τη μηχανική ενέργεια του νερού σε ηλεκτρική.

Γεωθερμική ενέργεια: η ενέργεια που προέρχεται από τα εσωτερικά στρώματα της γης και μεταφέρεται υπό μορφή θερμότητας είτε με αγωγή είτε με ρεύματα μεταφοράς, ενώ η υψηλότερης θερμοκρασιακής στάθμης ενέργεια μετατρέπεται σε ηλεκτρική μέσω στροβίλων και γεννητριών.

Ενέργεια βιομάζας: η ενέργεια που προέρχεται από οργανική ύλη (ξύλεια, γεωργικά παραπροϊόντα, απόβλητα βιομηχανιών τροφίμων, υπολείμματα καλλιεργειών, κτηνοτροφικά και πτηνοτροφικά απόβλητα, κ.α.) και μπορεί να αξιοποιηθεί για την κάλυψη διαφόρων ενεργειακών αναγκών είτε μέσω καύσης, είτε μέσω θερμοχημικών ή βιοχημικών διεργασιών.

Ενέργεια κυψελών καυσίμου: η ενέργεια που προέρχεται από το υδρογόνο, το οποίο χρησιμοποιείται ως καύσιμο, και με την παρουσία καταλύτη μετατρέπεται η χημική του ενέργεια σε ηλεκτρική.

Κυματική ενέργεια: η ενέργεια που προέρχεται από τα κύματα και αξιοποιείται μέσω ειδικών κατασκευών που μετατρέπουν την κινητική ενέργεια των κυμάτων σε ηλεκτρική.

Παλιρροιακή ενέργεια: η ενέργεια που προέρχεται από την περιοδική μεταβολή της στάθμης του νερού (ανύψωση και πτώση ή πλημμυρίδα και άμπωτη) και αξιοποιείται

μέσω στροβίλων και συστημάτων παλινδρομικής κίνησης που μετατρέπουν την μηχανική ενέργεια του νερού σε ηλεκτρική.

Ενέργεια ωκεανών: η ενέργεια που προέρχεται από τη διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ του θερμότερου νερού της επιφάνειας και του ψυχρότερου νερού του πυθμένα των ωκεανών και αξιοποιείται μέσω στροβίλων και γεννητριών που μετατρέπουν τη θερμική ενέργεια του νερού σε ηλεκτρική.

Η ανάγκη πλέον για περαιτέρω αύξηση της παραγωγής ενέργειας προερχόμενη από ανανεώσιμες πηγές και ο περιορισμός της από τις συμβατικές πηγές ενέργειας είναι αποτέλεσμα των σημαντικών πλεονεκτημάτων που διαθέτουν οι πρώτες. Ειδικότερα η αφθονία των ανανεώσιμων πηγών σε βαθμό ώστε να θεωρούνται πρακτικά ανεξάντλητες, επιτρέπει την απεξάρτηση χωρών από αυτές που έχουν στην κατοχή τους ορυκτούς ενεργειακούς πόρους και αυτό με τη σειρά του έχει άμεσο αντίκτυπο στο εμπορικό ισοζύγιο και την οικονομία γενικότερα των χωρών. Σε αντίθεση με τις συμβατικές πηγές ενέργειας που είναι άμεσα συνδεδεμένες με διαδικασίες όπως η εξόρυξη και η καύση, οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας είναι φιλικές προς το περιβάλλον. Δεν ευθύνονται για την αποδέσμευση επιβλαβών ρύπων και τοξικών αποβλήτων, συμβάλλοντας έτσι στην αντιμετώπιση του οικολογικού προβλήματος που αντιμετωπίζει ο πλανήτης μας.

Η αποκέντρωση της παραγωγής ενέργειας μέσω μικρών, τοπικών μονάδων που καλύπτουν τις ανάγκες των καταναλωτών που βρίσκονται εγγύτερα σ' αυτές, προκαλεί αποσυμφόρηση από τις μεγάλες μονάδες παραγωγής ενέργειας και μετριάξει τις αρνητικές συνέπειες της μεταφοράς της ενέργειας σε μεγάλες αποστάσεις. Το λειτουργικό κόστος αυτών των μονάδων που αξιοποιούν εναλλακτικές πηγές, είναι σχετικά χαμηλό ενώ δεν σχετίζεται και με τις τιμές των ορυκτών καυσίμων. Αν συνυπολογιστεί η γρήγορη αποπεράτωση της εγκατάστασης που απαιτείται για να τεθεί σε λειτουργία μια τέτοια μονάδα, η αναβάθμιση της περιοχής στην οποία πραγματοποιείται μέσω των παρεμβάσεων που λαμβάνουν δράση παράλληλα με την υπό κατασκευή μονάδα αλλά και η δημιουργία νέων θέσεων εργασίας στην περιοχή, γίνεται αντιληπτό το όφελος που προκύπτει από τη διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο ενεργειακό σύστημα κάθε χώρας.

Βέβαια δεν μπορεί να παραβλεφθούν και οι λόγοι που αποτρέπουν την περεταίρω αξιοποίηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Έτσι σε σχέση με τις συμβατικές πηγές, το κόστος για την επένδυση μιας μονάδας που στηρίζεται σε ανανεώσιμες πηγές είναι μεγαλύτερο ενώ και ο συντελεστής απόδοσης υπολείπεται αυτού των συμβατικών, (εκτιμάται κοντά στο 30%). Μειονέκτημα επίσης αποτελεί η μη συνεχής διαθεσιμότητα

των ανανεώσιμων πηγών, κάτι που έχει σαν συνέπεια την ανάγκη να συνοδεύονται από άλλες πηγές ενέργειας ή από συστήματα αποθήκευσης ενέργειας ή να είναι διασυνδεδεμένες με το εθνικό δίκτυο, έτσι ώστε να καλύπτονται αδιάλειπτα οι ενεργειακές ανάγκες των καταναλωτών. Η εξάρτηση τους από τις κλιματολογικές συνθήκες αλλά και από γεωγραφικές θέσεις με κατάλληλα χαρακτηριστικά (αιολικό δυναμικό, εκτεταμένη ηλιοφάνεια, υψομετρική διαφορά για τη ροή ύδατος κ.α.) είναι επίσης παράγοντας προβληματισμού για την επιλογή των εναλλακτικών πηγών ενέργειας. Τα παραπάνω φανερώνουν και την γενικότερη δυσκολία να παραχθούν ποσότητες ηλεκτρικής ενέργειας που να είναι αντίστοιχα μεγάλες με αυτές που παράγονται από τις παραδοσιακές πηγές ορυκτών καυσίμων. Παρά τα εμπόδια όμως που προκύπτουν στην εδραίωση και εξάπλωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, στις μέρες μας οι συγκεκριμένες πηγές καθίστανται περισσότερο βιώσιμες αλλά και πιο ώριμες εμπορικά και τεχνολογικά σε σχέση με το παρελθόν, διεκδικώντας έτσι όλο και μεγαλύτερο μερίδιο στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας (Ferrari, 2020).

1.2. Αιολική ενέργεια –Σύντομη ιστορική αναδρομή

Η αιολική ενέργεια είναι μια έμμεση μορφή ηλιακής ενέργειας, που οφείλεται στην κινητική ενέργεια του ανέμου. Του φυσικού φαινομένου δηλαδή που προκύπτει από τη διαφορά θερμοκρασίας στην επιφάνεια της γης. Η ανομοιόμορφη θέρμανση των αέριων μαζών δημιουργεί και διαφορές βαρομετρικής πίεσης σε κοντινές περιοχές. Έτσι η ατμοσφαιρική πίεση της πιο ψυχρής περιοχής (η αέρια μάζα είναι πιο πυκνή και πιο βαριά) είναι μεγαλύτερη από αυτήν της πιο θερμής περιοχής (η αέρια μάζα είναι πιο αραιή και πιο ελαφριά) και αυτό έχει σαν συνέπεια τη μετακίνηση αέριας μάζας από την πιο ψυχρή προς την πιο θερμή περιοχή. Έχει υπολογιστεί ότι το συνολικό δυναμικό παραγωγής αιολικής ενέργειας είναι: για επίγειο άνεμο 560 PWH, με το 90% του πόρου να ταξινομείται από χαμηλής έως μεσαίας ποιότητας, και για υπεράκτιο άνεμο 315 PWH, με το 67% να ταξινομείται από μεσαίας έως υψηλής ποιότητας (Martin et al., 2020). Και σύμφωνα με τον Οδηγό τεχνολογιών ηλεκτροπαραγωγής από ΑΠΕ (2001), από τις εκτιμήσεις για τον συγκεκριμένο πόρο προκύπτει ότι η ζήτηση ενέργειας παγκοσμίως ισοδυναμεί με το 1% περίπου της συνολικής ενέργειας των παγκόσμιων ανέμων.

Η ιστορία της αιολικής ενέργειας έχει την αναφορά της αρκετούς αιώνες πριν, αν και όπως επισημαίνουν οι Kaldellis & Zafirakis (2011) οι απλούστερες αιολικές συσκευές χρονολογούνται πριν από χιλιάδες χρόνια, με ανεμόμυλους κατακόρυφου άξονα να έχουν βρεθεί στα Περσικά–Αφγανικά σύνορα περίπου στα 200 π.Χ. και με ανεμόμυλους οριζόντιου άξονα. Γραπτή αναφορά γι’ αυτούς γίνεται για πρώτη φορά σύμφωνα με τον Πελοποννήσιο (2012), τον 9^ο αιώνα μ.Χ. σε έργα Αράβων συγγραφέων, ενώ σύμφωνα με τους Μαμάση & Κουτσογιάννη (2006), στην Κίνα κατά τον 13^ο αιώνα. Προορισμός αυτών των κατασκευών ήταν η άλεση σιτηρών και η άντληση νερού. Στην Ευρώπη οι πρώτοι ανεμόμυλοι έκαναν την εμφάνισή τους στη Γαλλία το 1180, στην Αγγλία το 1191, στην Ολλανδία γύρω στο 1390 (Κρόκος, 2006). Αλλά και στον Ελλαδικό χώρο ήδη από τον 12^ο αιώνα άρχισαν να εξαπλώνονται οι πρώτοι ανεμόμυλοι, κυρίως στο Αιγαίο και στην Κρήτη, προκειμένου να εκμεταλλευτούν το πλούσιο αιολικό δυναμικό. Στην Αμερική κατασκευή ανεμόμυλων για την αξιοποίηση της αιολικής ενέργειας παρατηρήθηκε κατά τον 17^ο αιώνα, (Αντωνάκη, 2010). Σύγχρονος μηχανικός ανεμόμυλος αναπτύχθηκε στις Ηνωμένες Πολιτείες από τον Daniel Halladay το 1854 με το επαναστατικό αυτής της κατασκευής να είναι η αυτόματη περιστροφή της στην κατεύθυνση του ανέμου αλλά και η ρύθμιση και διατήρηση μιας σταθερής ταχύτητας αλλάζοντας το βήμα των πανιών και μάλιστα χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση.

Η εκμετάλλευση της αιολικής ενέργειας για την μετατροπή της σε ηλεκτρική, ήρθε λίγα χρόνια αργότερα. Συγκεκριμένα, αιολική μηχανή εμφανίσθηκε για πρώτη φορά στο Κλίβελαντ του Οχάιο το 1888 με δημιουργό της τον Charles Brush, (Kaldellis & Zafirakis, 2011). Με τις ανεμογεννήτριες που ακολούθησαν και αναπτύχθηκαν στις ΗΠΑ να είναι εμπνευσμένες από τις έλικες των αεροπλάνων και τα φτερά των μονοπλάνων. Στην Ευρώπη, ανεμογεννήτρια κατασκευάστηκε για πρώτη φορά από τον Poul la Cour στη Δανία το 1890. Και ήταν ουσιαστικά ένας ανεμόμυλος τοποθετημένος πάνω σε χαλύβδινη βάση. Η πρώτη ανεμογεννήτρια κάθετου άξονα εφευρέθηκε από τον Georges Darrieus στη Γαλλία κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1920 (Mollerstrom et al., 2019). Αργότερα, το 1931 στην Κριμαία τέθηκε σε λειτουργία ανεμογεννήτρια που τα πτερύγια της προσομοίωναν με αυτά αεροπορικής έλικας. Τα επόμενα χρόνια σε αρκετές χώρες κατασκευάστηκαν ανεμογεννήτριες με δύο πτερύγια. Το 1941 κατασκευάζεται για πρώτη φορά ανεμογεννήτρια ισχύος μεγαβάτ και συνδέεται με ένα τοπικό ηλεκτρικό δίκτυο διανομής. Η ανεμογεννήτρια Smith–Putnam, έχει ισχύ 1,25 MW και κατασκευάζεται στο Castletown του Βερμόντ. Κατά τη διάρκεια του Β΄ παγκοσμίου πολέμου μικρές

ανεμογεννήτριες χρησιμοποιούνται σε γερμανικά σκάφη για να επαναφορτίσουν υποβρύχιες μπαταρίες και να εξοικονομήσουν καύσιμα.

Από τις πιο πετυχημένες κατασκευές όμως, αποτέλεσε η πρωτοποριακή ανεμογεννήτρια που δημιούργησε ο μηχανικός Johannes Juul το 1957 στην ακτή Gedser στο νότιο τμήμα της Δανίας. Πρόκειται για ανεμοστρόβιλο τριών πτερυγίων με ηλεκτρομηχανική διάταξη προσαρμογής στην κατεύθυνση του ανέμου και ασύγχρονη γεννήτρια. Με την μεγάλη καινοτομία του Juul να είναι τα αεροδυναμικά φρένα έκτακτης ανάγκης που απελευθερώνονται από τη φυγοκεντρική δύναμη σε περίπτωση υπερβολικής ταχύτητας.



Εικόνα 1. Ανεμογεννήτρια του Juul στο Gedser

Στη συνέχεια και μέχρι τη δεκαετία του 1970 δεν καταγράφεται αξιόλογη δραστηριότητα στην προσπάθεια εξέλιξης των ανεμογεννητριών, απόρροια ίσως της επάρκειας και της προσιτής τιμής των ορυκτών καυσίμων. Ορόσημο για την έντονη μεταστροφή στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αποτελεί η πρώτη πετρελαϊκή κρίση. Σε ότι αφορά την αιολική ενέργεια, ενδεικτική αυτής της αλλαγής είναι η συμμετοχή της κυβέρνησης των ΗΠΑ στην έρευνα και ανάπτυξη της αιολικής ενέργειας (Guy de Carmoi, 1978). Χαρακτηριστικό παράδειγμα το πρόγραμμα ανεμογεννητριών της NASA το 1975, για την ανάπτυξη ανεμογεννητριών κλίμακας.

Αξιοσημείωτη όμως πρόοδος παρατηρήθηκε και στον σχεδιασμό της αιολικής ενέργειας λόγω των σύγχρονων τεχνολογικών εξελίξεων. Από το 1980, οι εξελίξεις στην αεροδυναμική, τη δομική δυναμική και τη μικρομετεωρολογία συνέβαλλε σε ετήσια αύξηση της απόδοσης ενέργειας των στρόβιλων κατά 5% (Herbert, et al., 2007).

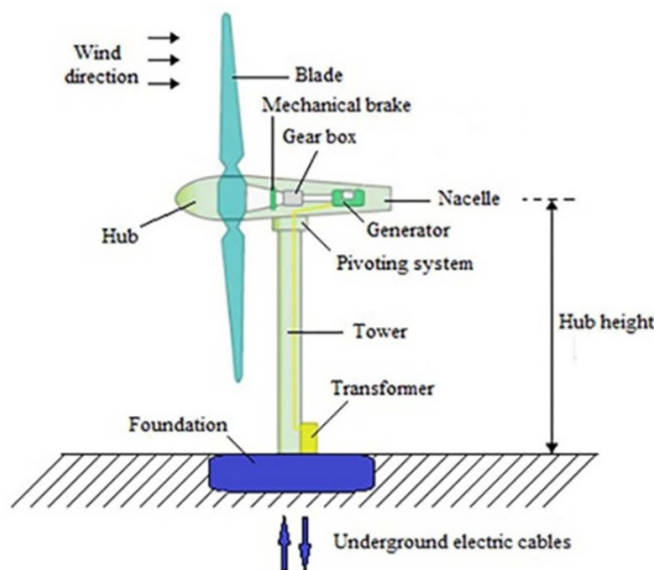
Σημαντικά επιτεύγματα των χρόνων που ακολούθησαν από την εκκίνηση της προσπάθειας αντικατάστασης των συμβατικών πηγών ενέργειας με εναλλακτικές πηγές και ειδικότερα με πηγές που αξιοποιούν την αιολική ενέργεια αποτελούν: το πρώτο αιολικό πάρκο στις ΗΠΑ το 1975, η τοποθέτηση υπεράκτιων γεννητριών στη Δανία το 1980, το πρώτο υπεράκτιο αιολικό πάρκο στη νότια Δανία το 1991, η πρώτη πλωτή ανεμογεννήτρια μεγάλης χωρητικότητας στα ανοιχτά της Νορβηγίας το 2009 κ.α. Η κατασκευή ανεμογεννητριών μεγαλύτερων διαστάσεων και μεγαλύτερης ισχύος αλλά και ανεμογεννητριών κατάλληλων για περιοχές με χαμηλή ένταση ανέμου, η βελτίωση της απόδοσής τους, η μείωση του εκπεμπόμενου θορύβου, η δημιουργία πύργων που ενισχύουν την ευστάθεια και επιτρέπουν την στήριξη των ανεμογεννητριών σε μεγαλύτερα ύψη που πνέουν ισχυροί άνεμοι, ήταν κάποιες από τις τεχνολογικές εξελίξεις που συνετέλεσαν στην αύξηση του μεριδίου της αιολικής ενέργειας στη συνολική ενεργειακή παραγωγή. Με τα περιθώρια για περαιτέρω διεύρυνση του ποσοστού συμμετοχής της συγκεκριμένης πηγής να είναι ακόμα εξαιρετικά μεγάλα καθώς οι τεχνικές προκλήσεις που συνδέονται με το συνεχώς αυξανόμενο μέγεθος των ανεμογεννητριών, τη μετάδοση ισχύος, την αποθήκευση ενέργειας, την ενεργειακή απόδοση, τη σταθερότητα του συστήματος και την ανοχή σφαλμάτων αλλά και την ψηφιοποίηση, αναζητούν διαρκώς τις βέλτιστες λύσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο: ΕΙΔΗ ΑΝΕΜΟΓΕΝΝΗΤΡΙΩΝ ΚΑΙ ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΣΤΙΚΑ ΤΟΥΣ ΜΕΡΗ

2.1 Κύρια μέρη ανεμογεννητριών

Οι ανεμογεννήτριες διαθέτουν διαφορετικές τοπολογίες, αρχιτεκτονικές και σχεδιαστικά χαρακτηριστικά. Ορισμένες τοπολογίες των ανεμογεννητριών έχουν να κάνουν με τον προσανατολισμό του άξονα του ρότορα (οριζόντιος ή κατακόρυφος), με τη θέση του ρότορα (προς τα επάνω ή προς τα κάτω του πύργου), με την ταχύτητα του ρότορα (σταθερή ή μεταβλητή), με τον αριθμό των πτερυγίων (ένα, δύο, τρία ή περισσότερα)

Στα κύρια μέρη όλων των ανεμογεννητριών συμπεριλαμβάνονται:



Εικόνα 2. Κύρια μέρη ανεμογεννήτριας

2.1.1. Πύργος

Ο πύργος είναι η φυσική δομή που συγκρατεί την ανεμογεννήτρια. Στηρίζει το θάλαμο, το ρότορα, τα πτερύγια και τον υπόλοιπο εξοπλισμό της ανεμογεννήτριας. Οι ψηλότεροι πύργοι μπορούν να αξιοποιήσουν ισχυρότερους αιολικούς πόρους που υπάρχουν σε υψηλότερα επίπεδα, καθώς και να μειώσουν τις παρεμβολές από δέντρα, κτίρια και άλλα τοπογραφικά χαρακτηριστικά ενώ παρέχουν και πρόσθετο διάκενο για μεγαλύτερα πτερύγια. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την αύξηση της παραγωγής ενέργειας των ανεμογεννητριών. Οι πύργοι για μεγάλες ανεμογεννήτριες μπορεί να είναι είτε σωληνοειδείς από χάλυβα, είτε δικτυωτού πλέγματος είτε πύργοι από σκυρόδεμα. Οι

Για την μακρά διάρκεια ζωής των πτερυγίων ανεμογεννήτριας, το υλικό κατασκευής τους θα πρέπει να διαθέτει ιδιότητες όπως υψηλή αντοχή, αντοχή στην κόπωση και την ακαμψία (Muhammed et al., 2020). Τα σύνθετα υλικά είναι αυτά που προτιμώνται ευρέως στην κατασκευή πτερυγίων ανεμογεννητριών, καθώς μπορούν να εξυπηρετήσουν αυτές τις απαιτήσεις. Κυρίως χρησιμοποιούνται ίνες γυαλιού και σύνθετα εποξειδικά.

2.1.3. Θάλαμος

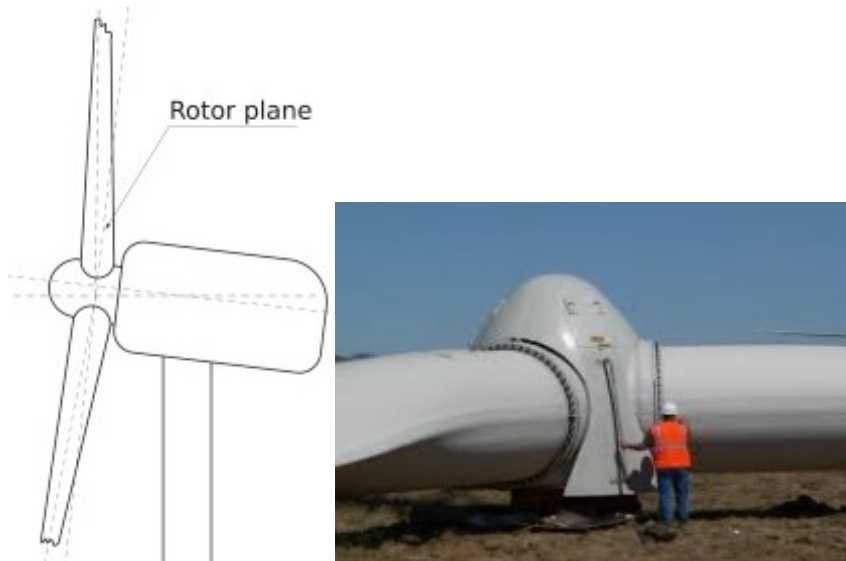
Ο θάλαμος είναι το περίβλημα της γεννήτριας, του κιβωτίου ταχυτήτων και του εσωτερικού εξοπλισμού. Προστατεύει τα εσωτερικά στοιχεία του στροβίλου από το περιβάλλον.



Εικόνα 5. Θάλαμος ανεμογεννήτριας

2.1.4. Δρομέας ή Ρότορας

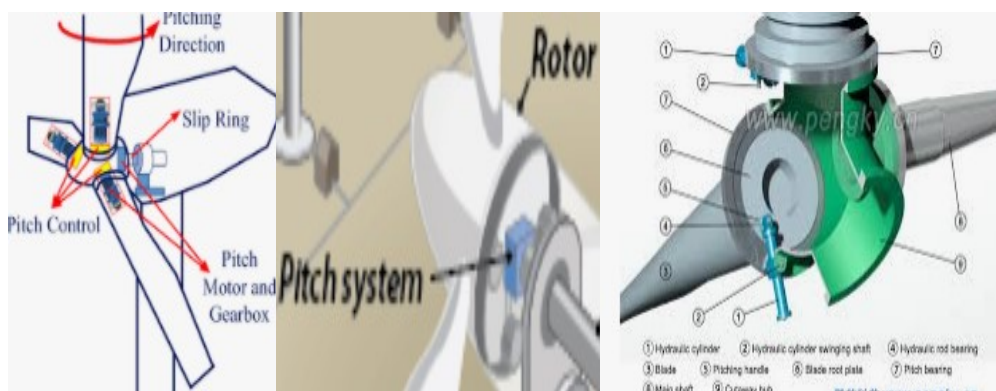
Ο ρότορας είναι το περιστρεφόμενο μέρος της ανεμογεννήτριας. Μεταφέρει την ενέργεια του ανέμου στον άξονα. Η πλήμνη του ρότορα συγκρατεί τα πτερύγια της ανεμογεννήτριας ενώ συνδέεται στο κιβώτιο ταχυτήτων μέσω του άξονα χαμηλής ταχύτητας.



Εικόνα 6. Ρότορας ανεμογεννήτριας

2.1.5. Σύστημα βήματος ή σύστημα μεταβολής γωνίας πρόσπτωσης

Το σύστημα βήματος είναι ο μηχανισμός προσαρμογής της γωνίας προσβολής των περυγίων του ρότορα. Τα περύγια περιστρέφονται στον διαμήκη άξονα τους και αλλάζουν τη γωνία πρόσπτωσης σύμφωνα με τις κατευθύνσεις του ανέμου. Το σύστημα βήματος χρησιμοποιείται για τη ρύθμιση της ταχύτητας περιστροφής και της παραγόμενης ισχύος.

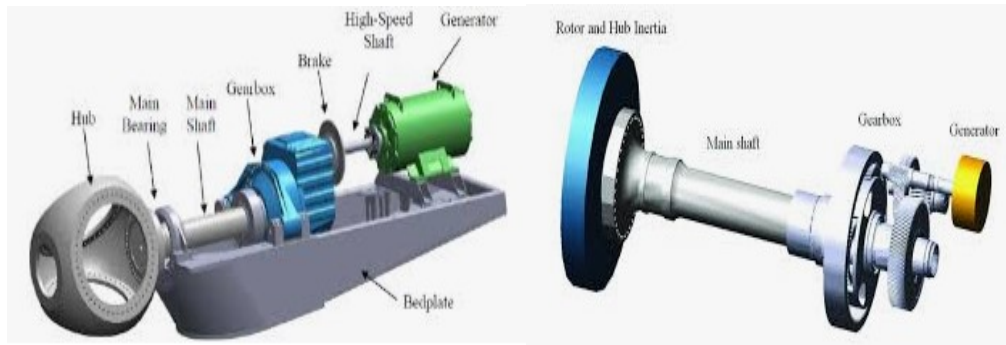


Εικόνα 7. Σύστημα βήματος περυγίων ανεμογεννήτριας

Επίσης σταματά τα περύγια ώστε να μην δημιουργείται ανύψωση από την περιστροφή τους, κλείνοντας έτσι τον στρόβιλο όταν η ταχύτητα του ανέμου φτάσει σε κάποια οριακή τιμή για να τον προστατέψει από ζημιές.

2.1.6. Άξονας

Ο άξονας χωρίζεται σε δύο τύπους: χαμηλής και υψηλής ταχύτητα. Ο άξονας χαμηλής ταχύτητας μεταφέρει μηχανική ενέργεια από το ρότορα στο κιβώτιο ταχυτήτων, ενώ ο άξονας υψηλής ταχύτητας μεταφέρει μηχανική ενέργεια από το κιβώτιο ταχυτήτων στη γεννήτρια.

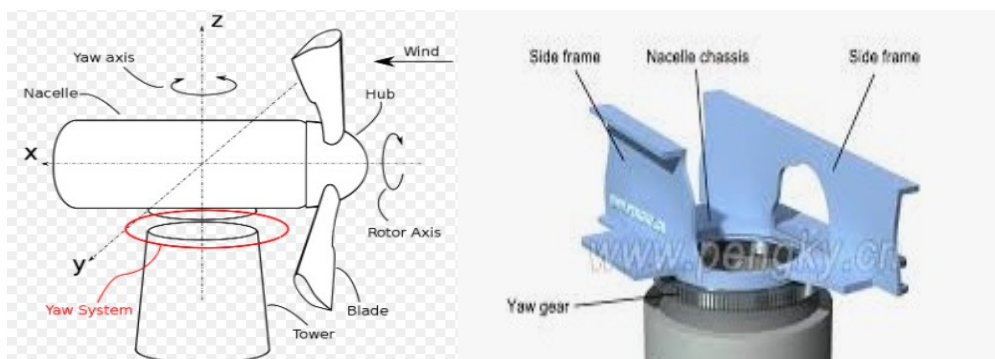


Εικόνα 8. Άξονας ανεμογεννήτριας

Ως βασικό μέρος της ανεμογεννήτριας, ο κύριος άξονας επιβαρύνεται με σημαντικά φορτία που μεταδίδονται από τον κόμβο και η αστοχία του θα μπορούσε να οδηγήσει σε ζημιά με σημαντικές οικονομικές απώλειες (Zhang et al., 2013).

2.1.7. Σύστημα εκτροπής ή σύστημα προσανατολισμού

Το σύστημα εκτροπής αναφέρεται στο οριζόντια κινούμενο μέρος της ανεμογεννήτριας. Γυρίζει δεξιόστροφα ή αριστερόστροφα για να προσαρμοστεί στην κατεύθυνση του ανέμου.. Η κίνηση εκτροπής διατηρεί τον ρότορα στραμμένο προς τον άνεμο όταν η κατεύθυνση του ανέμου μεταβάλλεται.



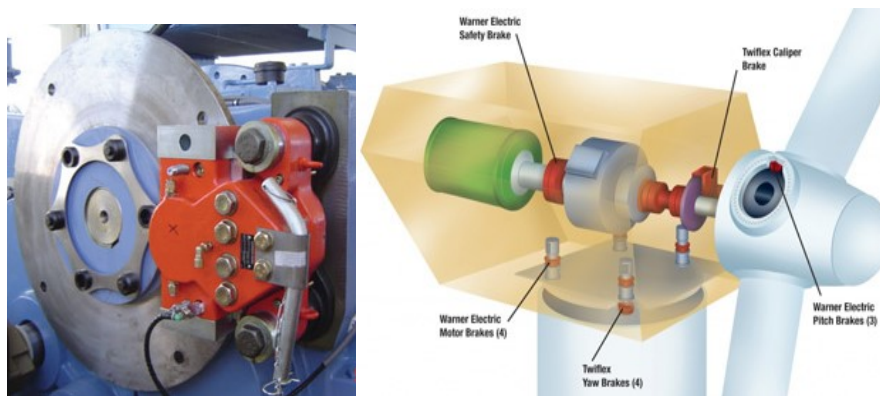
Εικόνα 9. Σύστημα εκτροπής ανεμογεννήτριας

Σχεδόν όλοι οι ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα χρησιμοποιούν σύστημα εκτροπής. Τα συστήματα εκτροπής διακρίνονται σε παθητικά και ενεργά με τα δεύτερα να

περιλαμβάνουν ηλεκτρικούς κινητήρες και κιβώτια ταχυτήτων για να κρατήσουν τον άξονα της ανεμογεννήτριας ευθυγραμμισμένο με την κατεύθυνση του ανέμου.

2.1.8. Φρένο

Τα διάφορα συστήματα πέδησης χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο της υπερβολικής ταχύτητας της ανεμογεννήτριας σε ακραία ταχύτητα ανέμου ή σε συνθήκες έκτακτης ανάγκης. Τα διεθνή πρότυπα και οι κανόνες πιστοποίησης απαιτούν δύο ανεξάρτητα συστήματα πέδησης για τις ανεμογεννήτριες, τουλάχιστον ένα από τα οποία πρέπει να βρίσκεται στον άξονα χαμηλής ταχύτητας. Είναι συνήθης πρακτική να παρέχεται αεροδυναμικό φρένο στον άξονα χαμηλής ταχύτητας και μηχανικό φρένο στον άξονα υψηλής ταχύτητας (Burton et al., 2001).



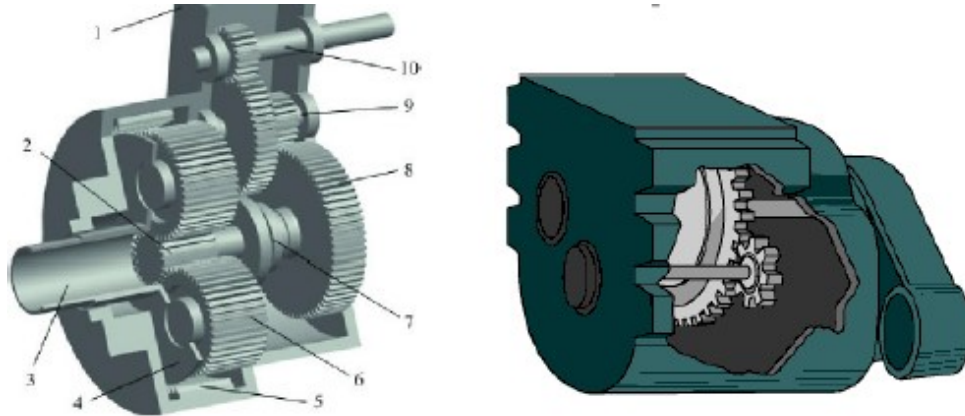
Εικόνα 10. Σύστημα πέδησης ανεμογεννήτριας

Στην πλειονότητα των ανεμογεννητριών που χρησιμοποιούνται σήμερα, το κύριο σύστημα πέδησης είναι το αεροδυναμικό, το οποίο δρα με περιστροφή των περυγίων κατά περίπου 90° κατά μήκος του διαμήκη άξονά τους. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν συνήθως ελατήριο, ώστε να είναι εφικτή η λειτουργία τους και στην περίπτωση που συμβεί διακοπή της ηλεκτρικής ενέργειας. Η ενεργοποίησή τους γίνεται αυτόματα εάν το υδραυλικό σύστημα στην τουρμπίνα χάσει πίεση. Το μηχανικό φρένο χρησιμοποιείται ως εφεδρικό σύστημα για το αεροδυναμικό σύστημα πέδησης και ως χειρόφρενο μόλις σταματήσει την περιστροφή του ο στρόβιλος.

2.1.9. Κιβώτιο ταχυτήτων

Το κιβώτιο ταχυτήτων είναι ένα μηχανικό εξάρτημα που χρησιμοποιείται για την αύξηση ή μείωση της ταχύτητας περιστροφής. Στις ανεμογεννήτριες, το κιβώτιο ταχυτήτων χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της ταχύτητας περιστροφής της γεννήτριας και

συγκεκριμένα για να αυξήσει την ταχύτητα περιστροφής από έναν ρότορα χαμηλής ταχύτητας σε μια υψηλότερη ταχύτητα που απαιτεί η ηλεκτρική γεννήτρια.

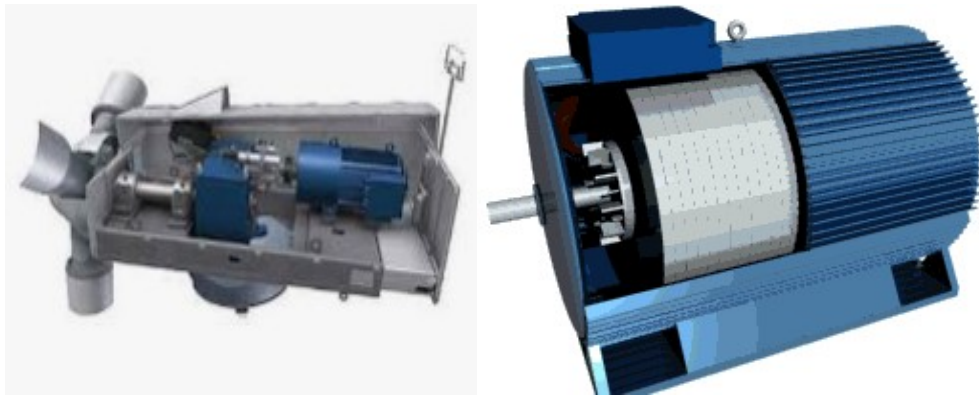


Εικόνα 11. Κιβώτιο ταχυτήτων ανεμογεννήτριας

Σύμφωνα με τους Qiu et al. (2017), η τεχνική εξέλιξη του κιβωτίου ταχυτήτων μπορεί να ταξινομηθεί σε τρία είδη: μετάδοση γραναζιού σταθερού άξονα, μετάδοση πλανητικών γραναζιών και κλειστή κίνηση διαφορικού. Το τελευταίο αναφέρεται σε διαίρεση ισχύος, δηλαδή διαχωρισμένη ροή ισχύος και δύναμης, και τα φορτία εισόδου μοιράζονται από εξαρτήματα διαφορετικού επιπέδου. Με την αύξηση της ισχύος, η διαμόρφωση και η δομή του κιβωτίου ταχυτήτων γίνονται πιο περίπλοκες. Ο τύπος της διαίρεσης ισχύος χρησιμοποιείται ευρέως σε ανεμογεννήτριες 5 έως 6 MW. Στην πραγματικότητα κάθε κιβώτιο ταχυτήτων διακρίνεται ανάλογα με το πλήθος των γραναζιών, στο οποίο όλα τα γρανάζια μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο είδη, το εσωτερικό και το εξωτερικό σύστημα γραναζιών. Δηλαδή ένα κιβώτιο ταχυτήτων αποτελείται από πολλά ζευγάρια εσωτερικού πλέγματος γραναζιών, εξωτερικού πλέγματος γραναζιών ή του συνδυασμού τους.

2.1.10. Γεννήτρια

Η γεννήτρια είναι η διάταξη που μετατρέπει τη μηχανική ενέργεια του ρότορα σε ηλεκτρική ενέργεια. Στις γεννήτριες των ανεμογεννητριών υπάρχει η ιδιαιτερότητα του να πρέπει αυτές να συνεργάζονται με πηγές ισχύος που παρέχουν μεταβαλλόμενη μηχανική ισχύ. Ενώ και η ισχύς που αποδίδουν μπορεί να κυμαίνεται σε επίπεδα τάσης που τις επιτρέπουν να συνδέονται είτε άμεσα είτε έμμεσα με το δίκτυο.

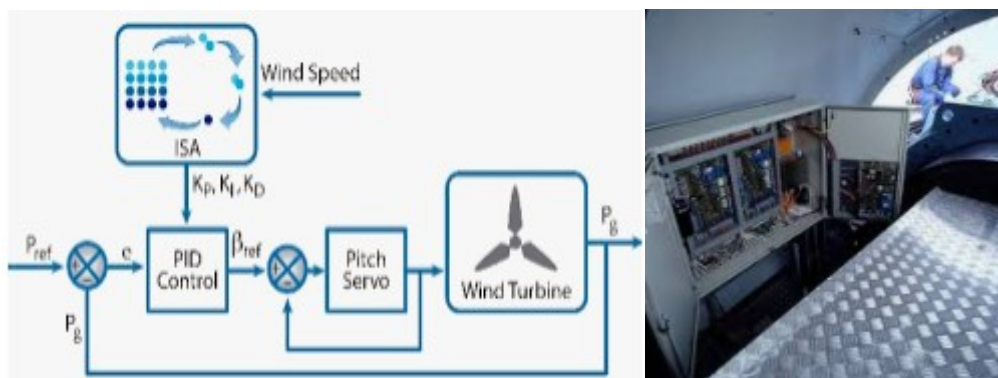


Εικόνα 12. Ηλεκτρική γεννήτρια ανεμογεννητριών

Οι συνηθέστερες ηλεκτρικές γεννήτριες που χρησιμοποιούνται στις ανεμογεννήτριες είναι γεννήτριες συνεχούς ρεύματος, σύγχρονες γεννήτριες εναλλασσόμενου ρεύματος, ασύγχρονες γεννήτριες εναλλασσόμενου ρεύματος (διακρίνονται σε γεννήτριες επαγωγής σταθερής ταχύτητας και σε γεννήτριες επαγωγής διπλής τροφοδοσίας) και γεννήτριες απενεργοποιημένης μεταγωγής (Cao et al., 2012). Στις μεσαίες και μεγάλες ανεμογεννήτριες κυριαρχούν οι επαγωγικές γεννήτριες διπλής τροφοδοσίας, ενώ στις μικρές, πιο ανταγωνιστικές είναι οι γεννήτριες μόνιμου μαγνήτη.

2.1.11. Ελεγκτής

Ο ελεγκτής είναι ο εγκέφαλος της ανεμογεννήτριας. Παρακολουθεί συνεχώς την κατάσταση της ανεμογεννήτριας και ελέγχει τα συστήματα βήματος και εκτροπής με σκοπό την μείωση της υπερφόρτωσης των πτερυγίων από φυγοκεντρικά και βαρυτικά φορτία και την μεγιστοποίηση της ισχύος εξόδου. Επίδραση όμως στη ρύθμιση της ισχύος εξόδου έχει και η ταχύτητα της γεννήτριας. Με τον ελεγκτή να είναι υπεύθυνος για την προσαρμογή και αυτού του παράγοντα. Η επιλογή του κατάλληλου συστήματος ελέγχου, κατά τους Lindeberg et al. (2012), ισορροπεί μεταξύ της απλότητας (κόστους) και της αναμενόμενης αύξησης της διάρκειας ζωής και της μείωσης της συντήρησης. Με τις μικρές ανεμογεννήτριες να αρκούνται σ' ένα απλό και φθηνό σύστημα ελέγχου, και τις μεγάλες ν' απαιτούν πιο προηγμένα και συνεπώς πιο δαπανηρά συστήματα ελέγχου.



Εικόνα 13. Σύστημα ελέγχου ανεμογεννήτριας

Ένας ελεγκτής αποτελείται από αισθητήρες, ενεργοποιητές και ένα σύστημα που συνδέει αυτά τα στοιχεία μαζί. Ο ηλεκτρονικός εξοπλισμός και το λογισμικό επεξεργάζονται τα σήματα εισόδου από τους αισθητήρες και παράγουν τα κατάλληλα σήματα εξόδου για τους ενεργοποιητές. Η επιτυχημένη δράση ενός ελεγκτή είναι άμεσα συνυφασμένη με την ασφαλή λειτουργία της ανεμογεννήτριας, τη μεγιστοποίηση της ισχύος της, το μετριασμό των επιβαρυντικών φορτίων και τον εντοπισμό των συνθηκών βλάβης.

2.1.12. Ανεμόμετρο

Το ανεμόμετρο είναι ένας τύπος αισθητήρα που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της ταχύτητας του ανέμου. Οι πληροφορίες σχετικά με την ταχύτητα του ανέμου μπορεί να είναι απαραίτητες για την παρακολούθηση της μέγιστης ισχύος αλλά και την προστασία σε περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης. Με δεδομένο πως η ανεμογεννήτρια λειτουργεί μόνο όταν η ταχύτητα του ανέμου κυμαίνεται εντός συγκεκριμένων ορίων, γίνεται αντιληπτό πόσο σημαντική είναι η παρουσία ενός αξιόπιστου ανεμόμετρου. Τα δεδομένα του συγκεκριμένου οργάνου συλλέγονται από τον ελεγκτή.

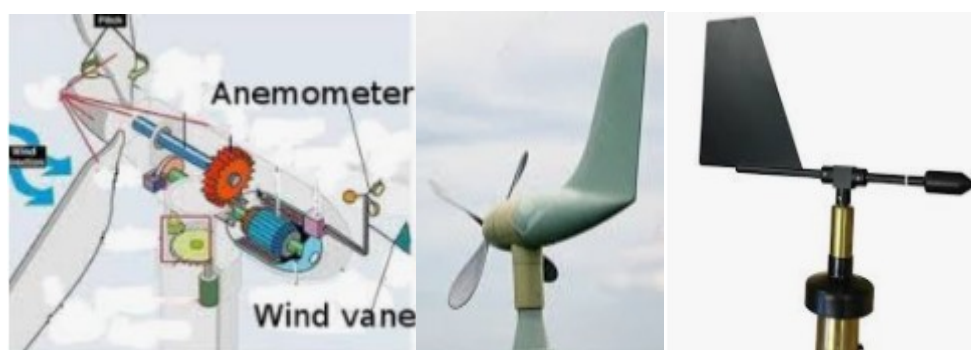


Εικόνα 14. Τύποι ανεμομέτρων ανεμογεννήτριας

Τα ανεμόμετρα που συναντώνται περισσότερο είναι τα ανεμόμετρα τύπου κυπέλλου (αποτελούμενα από έναν κατακόρυφο άξονα στον οποίο στηρίζονται τρία κύπελλα τα οποία συλλαμβάνουν τον άνεμο) και πιο σπάνια τα ανεμόμετρα με έλικες. Οι λόγοι της ευρείας χρήσης των πρώτων είναι η απλότητα της κατασκευής τους, το μικρό κόστος, η ακριβής γραμμική απόκριση στο συνηθισμένο εύρος ταχύτητας του ανέμου (Kristensen, 1998) καθώς και το ότι μπορούν να λειτουργήσουν και υπό ακραίες καιρικές συνθήκες (Makkonen et al., 2001). Επίσης χρησιμοποιούνται ανεμόμετρα υπερήχων ή λέιζερ καθώς και ανεμόμετρα θερμού σύρματος.

2.1.13. Ανεμοδείκτης

Ο ανεμοδείκτης είναι ένας τύπος αισθητήρα που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της κατεύθυνσης του ανέμου. Στηρίζει τη λειτουργία του σε ένα κατακόρυφο τετράγωνο ή τρίγωνο ή οποιοδήποτε άλλο διαμορφωμένο ανεμοφράκτη που είναι προσαρτημένος σε έναν οριζόντιο άξονα. Οι πληροφορίες για την κατεύθυνση του ανέμου είναι σημαντικές για τη λειτουργία του συστήματος ελέγχου εκτροπής και ο ανεμοδείκτης είναι υπεύθυνος για την αξιόπιστη μεταφορά δεδομένων στον ελεγκτή.



Εικόνα 15. Τύποι ανεμοδείκτη ανεμογεννήτριας

Βασικά χαρακτηριστικά που είναι απαραίτητο να διαθέτει ένας ανεμοδείκτης είναι η αντοχή του σε δύσκολες καιρικές συνθήκες, η ανθεκτικότητά του σε κεραυνούς, η αδιάλειπτη λειτουργία του ακόμη και σε μεγάλες ταχύτητες και η ικανότητα παρακολούθησης του ανέμου σε εύρος 360⁰.

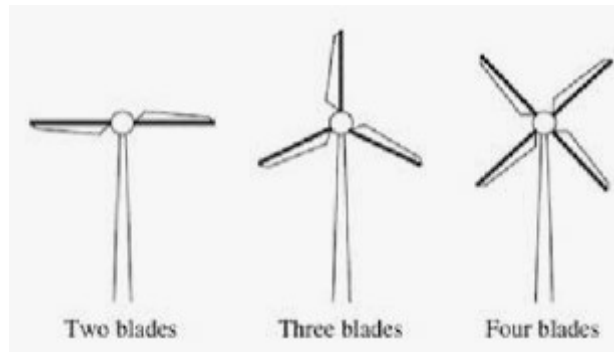
2.2 Είδη ανεμογεννητριών

Η ταξινόμηση των ανεμογεννητριών μπορεί να γίνει με βάση τον άξονα περιστροφής τους και σ' αυτή την περίπτωση διακρίνουμε τις ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα και τις ανεμογεννήτριες κατακόρυφου άξονα. Επίσης ανάλογα με την διάμετρο του ρότορα και κατά συνέπεια την παραγόμενη ισχύ τους μπορούν να διακριθούν σε μικρο (διάμετρος ρότορα 0,5–1,25m), μίνι (διάμετρος ρότορα 1,25–3m), οικιακές (διάμετρος ρότορα 3 –10m), εμπορικές (διάμετρος ρότορα 10–20m), μεσαίες (διάμετρος ρότορα 20–50m) και μεγάλες (διάμετρος ρότορα 50–100m) (Tasneem et al., 2020).

2.2.1. Ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα

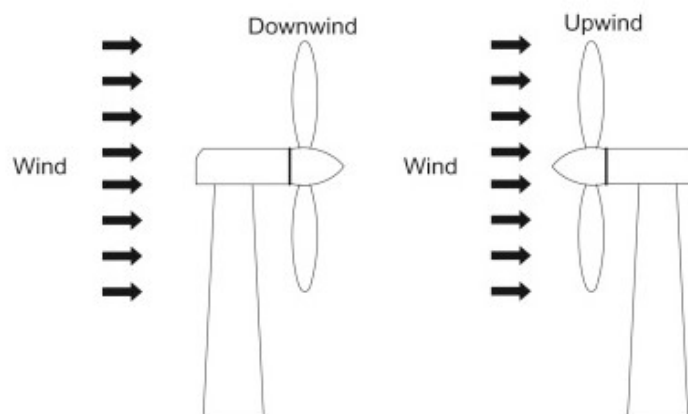
Σ' αυτή την κατηγορία ανεμογεννητριών ο περιστροφικός άξονας του ρότορα είναι παράλληλος προς την κατεύθυνση του ανέμου όπως και προς την επιφάνεια της γης. Διαθέτουν συνήθως δύο ή τρία πτερύγια, αν και συναντώνται και ανεμογεννήτριες με ένα ή και περισσότερα από τρία πτερύγια. Όπως διαπιστώνουν οι Boulouiha et al. (2017) ο μειωμένος αριθμός πτερυγίων μειώνει θεωρητικά το κόστος αλλά οδηγεί σε ακανόνιστη ροπή. Ο συντελεστής ισχύος είναι επίσης σημαντικά χαμηλότερος, με τη διαφορά αυτού μεταξύ των ανεμογεννητριών που διαθέτουν τρία πτερύγια σε σχέση με αυτές που διαθέτουν δύο πτερύγια να κυμαίνεται περίπου στο 5%. Οι ανεμογεννήτριες που είναι εξοπλισμένες με μεγάλο αριθμό πτερυγίων λειτουργούν σε χαμηλές ταχύτητες. Ο συντελεστής ισχύος τους φτάνει γρήγορα τη μέγιστη τιμή του αρχικά όταν η ταχύτητα αυξάνεται, αλλά μειώνεται γρήγορα στη συνέχεια. Αντιθέτως οι ανεμογεννήτριες που λειτουργούν σε υψηλές ταχύτητες έχουν μικρότερο αριθμό πτερυγίων και ο συντελεστής ισχύος παίρνει μεγάλες τιμές και μειώνεται σταδιακά καθώς η ταχύτητα αυξάνεται.

Οι ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα με τρία πτερύγια είναι ο τύπος ανεμογεννητριών που χρησιμοποιείται περισσότερο από κάθε άλλο σήμερα και ο οποίος κατέχει το μεγαλύτερο μερίδιο στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας.



Εικόνα 16. Ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα

Βασική λειτουργία του ρότορα αυτών των ανεμογεννητριών είναι να μετατρέψει τη γραμμική κίνηση του ανέμου σε περιστροφική κίνηση για να οδηγήσει μια γεννήτρια (Johari et al., 2018). Τα αεροδυναμικά πλέον σήμερα περύγια, που βρίσκονται στο ρότορα, μπορούν να είναι τοποθετημένα είτε προς τα πάνω είτε προς τα κάτω.

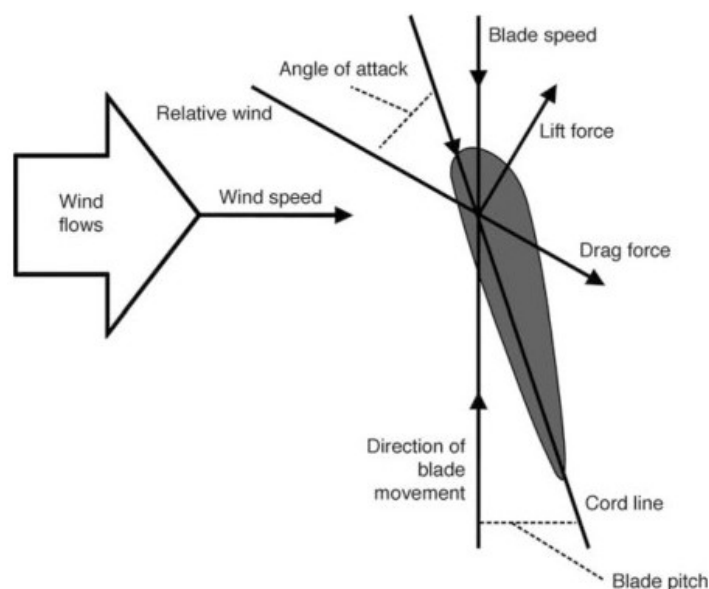


Εικόνα 17. Διάταξη περυγίων ανεμογεννητριών

Αυτά που η θέση τους είναι προς τα πάνω, απαιτούν σύστημα προσανατολισμού ή ανεμοδείκτη προκειμένου να προσανατολιστούν προς την κατεύθυνση του ανέμου. Ενώ αυτά που η θέση τους είναι προς τα κάτω, είναι διαμορφωμένα ώστε να προσανατολίζονται μόνα τους. Μειονέκτημα των δεύτερων, κατά τον Gipe (2009), είναι ότι όταν προσπαθούν να ευθυγραμμιστούν με ανέμους χαμηλής ταχύτητας, τότε μειώνουν την παραγωγή ενέργειας.

Οι σύγχρονες ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα χρησιμοποιούν την αεροδυναμική δύναμη ανύψωσης για να περιστρέψουν κάθε περύγιο του ρότορα, με τρόπο παρόμοιο με τον τρόπο που πετά ένα αεροπλάνο. Όταν ο ρότορας με τα περύγια είναι εκτεθειμένος σε

ανέμους, ο αέρας ρέει γύρω από το άνω και το κάτω μέρος ενός πτερυγίου, που εξ' αιτίας όμως της καμπυλότητας αυτού, ο αέρας περνάει πιο γρήγορα πάνω από τη κορυφή του πτερυγίου σε σχέση με το κάτω τμήμα, παράγοντας μια περιοχή χαμηλής πίεσης στην άνω πλευρά. Η διαφορά πίεσης που δημιουργείται μεταξύ της άνω και της κάτω πλευράς του πτερυγίου παράγει μια δύναμη προς την κατεύθυνση της κορυφής του πτερυγίου (Mathew, 2006).



Εικόνα 18. Δυνάμεις που ασκούνται στα πτερύγια των ανεμογεννητριών οριζόντιου άξονα

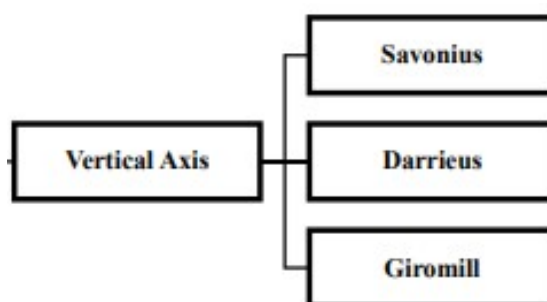
Η δύναμη ανύψωσης ενεργεί κάθετα προς τον «σχετικό άνεμο» που δρα στο πτερύγιο της ανεμογεννήτριας (Gipe, 2004). Η δύναμη ανύψωσης είναι στη πραγματικότητα ισχυρότερη από τη δύναμη του ανέμου πάνω στο πτερύγιο ή το τράβηγμα, το οποίο δρα παράλληλα με τη ροή του αέρα. Αυτό επιτρέπει στα πτερύγια του στροβίλου να περιστρέφονται με ταχύτητες μεγαλύτερες από αυτές που θα μπορούσαν να επιτευχθούν μόνο εξ' αιτίας των δυνάμεων έλξης. Αν και ορισμένες ανεμογεννήτριες χρησιμοποιούν τη δύναμη έλξης για να παράγουν ενέργεια, οι περισσότερες έχουν σχεδιαστεί για να ελαχιστοποιούν την έλξη και να μεγιστοποιούν την ανύψωση (Mathew, 2006).

Οι μεγάλες ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα προσανατολίζονται χρησιμοποιώντας ηλεκτρονικά χειριστήρια και ανεμόμετρα για την ανίχνευση των κατευθύνσεων του ανέμου, ενώ οι περισσότερες μικρές ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα με αντεστραμμένους ρότορες χρησιμοποιούν ένα σύστημα εκτροπής που προσανατολίζει παθητικά τον ρότορα στον επικρατούμενο άνεμο (Hyams, 2012).

2.2.2. Ανεμογεννήτριες κατακόρυφου άξονα

Σε μια ανεμογεννήτρια κατακόρυφου άξονα, ο κύριος άξονας του ρότορα είναι εγκάρσιος στον άνεμο, με τη σχεδίαση αυτή να αποσκοπεί σε αύξηση της περιοχής σάρωσης και σε ενίσχυση της ικανότητας παραγωγής ενέργειας. Τα κύρια εξαρτήματα τοποθετούνται στη βάση της ανεμογεννήτριας. Το κιβώτιο ταχυτήτων και η γεννήτρια ισχύος βρίσκονται πιο κοντά στο έδαφος. Με αυτήν τη διάταξη είναι πολύ εύκολο να εκτελεστούν και οι εργασίες συντήρησης, κάτι που έχει σαν συνέπεια και τη μείωση του κόστους αυτών των εργασιών. Οι συγκεκριμένες ανεμογεννήτριες δεν χρειάζεται να δείχνουν προς την κατεύθυνση του ανέμου, οπότε και ο μηχανισμός ανίχνευσης του ανέμου και προσανατολισμού των πτερυγίων δεν είναι απαραίτητος γι 'αυτές (Kumara et al., 2017). Το μηχανικό έργο που παράγεται, μεταφέρεται μέσω του κατακόρυφου άξονα στη γεννήτρια παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Με τον συντελεστή ισχύος όμως αυτών των μηχανών να είναι μικρότερος από αυτόν των ανεμογεννητριών οριζόντιου άξονα ενώ για την εκκίνησή τους σε πολλές εφαρμογές απαιτούν εξωτερική βοήθεια.. Οι ανεμογεννήτριες κατακόρυφου άξονα συνίστανται ως καλύτερη επιλογή για πόλεις και απομονωμένες ημι-αστικές περιοχές. Έχουν εξαιρετικά χαρακτηριστικά για ανάπτυξη μεγάλης κλίμακας, όπως καλή απόδοση υπό αδύναμο και ασταθές άνεμο, δεν παρουσιάζουν προβλήματα θορύβου και ασφάλειας ενώ και αισθητικά μπορούν εύκολα να ενσωματωθούν σε αστικές περιοχές (Kumar et al., 2018).

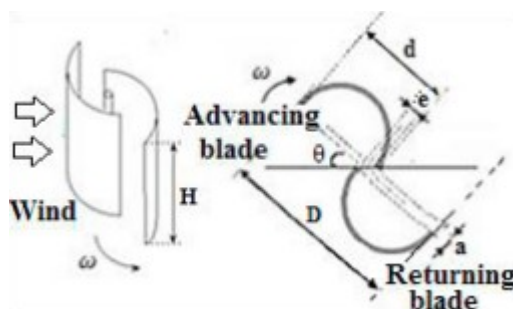
Οι κυριότεροι τύποι των ανεμογεννητριών κατακόρυφου άξονα είναι οι Savonius, Darrieus και Giromill.



Εικόνα 19. Τύποι ανεμογεννητριών κατακόρυφου άξονα

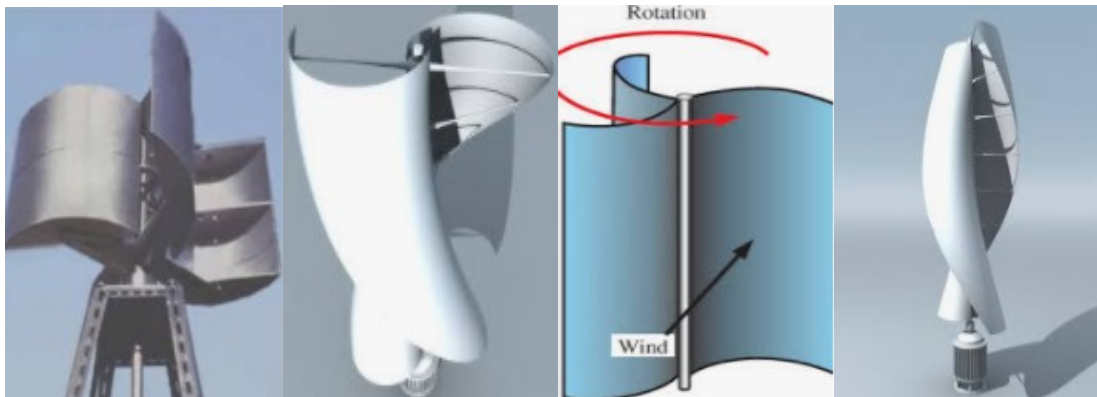
Η ανεμογεννήτρια Savonius είναι μια απλή συσκευή κατακόρυφου άξονα με τμήματα ημικυλινδρικού σχήματος προσαρτημένα στις αντίθετες πλευρές ενός

κατακόρυφου άξονα (για διάταξη δύο πτερυγίων) και λειτουργεί χρησιμοποιώντας τη δύναμη έλξης, ώστε να μην μπορεί να περιστραφεί γρηγορότερα από την ταχύτητα του ανέμου. Αυτό σημαίνει ότι ο λόγος των δύο ταχυτήτων άκρου είναι ίσος ή μικρότερος της μονάδας. Όπως περιγράφουν τη λειτουργία της οι Zemamou et al., (2017), καθώς ο άνεμος έρχεται σε επαφή με τις αντίθετες επιφάνειες (μία κυρτή και άλλη κοίλη), δύο διαφορετικές δυνάμεις (οπισθέλκουσα και ανύψωση) ασκούνται σε αυτές τις δύο επιφάνειες. Η βασική αρχή βασίζεται στη διαφορά της δύναμης έλξης μεταξύ των κυρτών και των κοίλων τμημάτων των πτερυγίων του ρότορα, όταν περιστρέφονται γύρω από έναν κατακόρυφο άξονα. Έτσι, η δύναμη οπισθέλκουσας είναι η κύρια κινητήρια δύναμη της ανεμογεννήτριας Savonius. Κατά τους Butaud & Besnard (2013) η αποτελεσματικότητά της κατά την εκκίνηση οφείλεται κυρίως στη δύναμη έλξης, αλλά η διατήρησή του σε περιστροφή οφείλεται κυρίως στη δύναμη ανύψωσης.



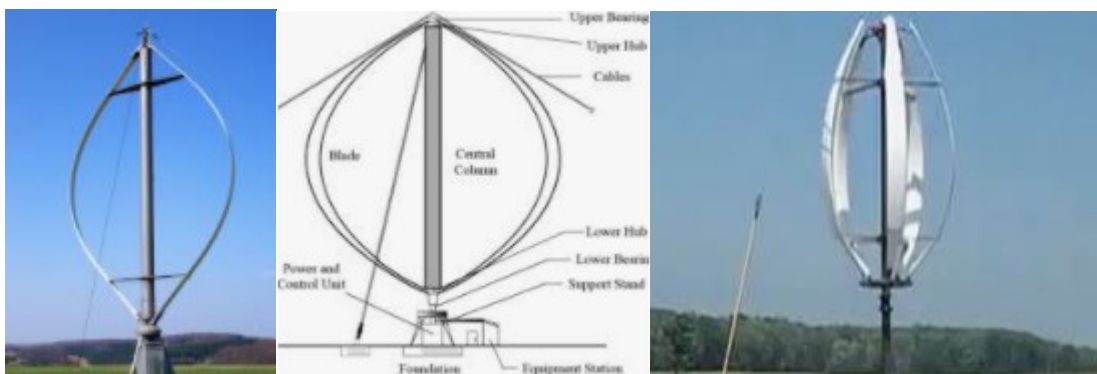
Εικόνα 20. Αεροδυναμική γεννήτριας τύπου Savonius

Μεταξύ των τύπων ανεμογεννητριών, η ανεμογεννήτρια Savonius είναι μια ανεμογεννήτρια που έχει πολλά πλεονεκτήματα, διότι η κατασκευή της είναι απλή, φθηνότερη, μπορεί να λειτουργήσει για όλες τις κατευθύνσεις του ανέμου σε χαμηλή ταχύτητα, ενώ έχει και δυνατότητα αυτόματης εκκίνησης. Όμως, αυτός ο τύπος στροβίλου έχει τη χαμηλότερη απόδοση σε σύγκριση με άλλους τύπους ανεμογεννητριών. Και γι' αυτό τον λόγο αρκετές έρευνες επικεντρώνονται στην αναζήτηση τρόπων βελτίωσης της ροπής και του συντελεστή ισχύος τους.



Εικόνα 21. Τύποι πτερυγίων ανεμογεννητριών κατακόρυφου άξονα

Η ανεμογεννήτρια Darrieus είναι μια ανεμογεννήτρια κατακόρυφου άξονα αποτελούμενη από δύο ή περισσότερα πτερύγια σχήματος αεροτομής, των οποίων το περίγραμμα προσομοιάζει με τόξο, και τα οποία είναι προσαρτημένα στο πάνω και κάτω μέρος του άξονα (Kumar et al., 2019). Ο άνεμος που πνέει πάνω από το περίγραμμα της αεροτομής του πτερυγίου δημιουργεί αεροδυναμική ανύψωση που προκαλεί το τράβηγμα των πτερυγίων και κατά συνέπεια την περιστροφή τους (Tchakoua et al., 2015).

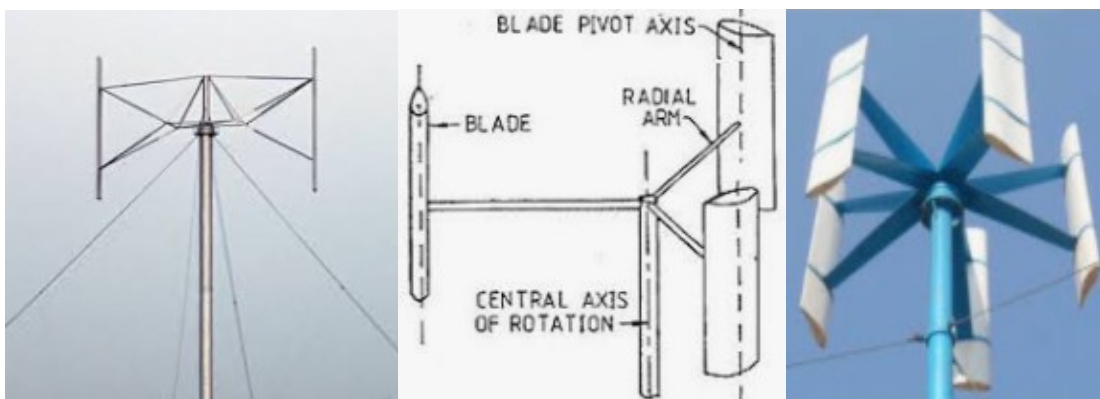


Εικόνα 22. Ανεμογεννήτρια τύπου Darrieus

Και σ' αυτόν τον τύπο ανεμογεννήτριας το κιβώτιο ταχυτήτων και η γεννήτρια παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας βρίσκονται κοντά στο έδαφος, ενώ δεν απαιτείται μηχανισμός εκτροπής για την παρακολούθηση της κατεύθυνσης του ανέμου. Επίσης οι εν λόγω ανεμογεννήτριες εκπέμπουν χαμηλά επίπεδα θορύβου και παρουσιάζουν τη μικρότερη ευαισθησία σε αναταράξεις (Tasneem et al., 2020). Οι ταχύτητες βέβαια του ανέμου στο κάτω μέρος του ρότορα, λόγω της θέσης του πλησίον του εδάφους, είναι αρκετά χαμηλές. Με την απόδοση των ανεμογεννητριών Darrieus να μην είναι ιδιαίτερα υψηλή, αλλά σαφώς καλύτερη από αυτήν των ανεμογεννητριών Savonius, το μεγαλύτερο

πρόβλημα που αντιμετωπίζουν είναι ότι δεν ξεκινάνε αυτόματα αλλά χρειάζονται μια αρχική ώθηση για την εκκίνησή τους καθώς η ροπή της εκκίνησής τους είναι χαμηλή.

Η ανεμογεννήτρια Giromill στήριξε τον σχεδιασμό της στην αρχιτεκτονική της ανεμογεννήτριας τύπου Darrieus και με σκοπό να βελτιώσει την παραγωγικότητα και την αποδοτικότητα που αυτή είχε. Έτσι, πλέον στον κατακόρυφο άξονα είναι προσαρτημένα συνήθως δύο ή τρία χωρίς να αποκλείονται και περισσότερα κάθετα ευθύγραμμα πτερύγια, σε αντίθεση με τα καμπυλόγραμμα της Darrieus, που συγκρατούνται με οριζόντια στηρίγματα (D'Ambrosio & Medaglia, 2010). Καθώς ο άνεμος χτυπά τα πτερύγια, με την ταχύτητα αυτού να διακρίνεται από τη συνιστώσα της ανύψωσης και από αυτή της έλξης, το προκύπτον διανυσματικό άθροισμα αυτών των δύο συνιστωσών είναι αυτό που κάνει τον στρόβιλο να περιστρέφεται.



Εικόνα 23. Ανεμογεννήτρια τύπου Giromill

Ο συγκεκριμένος σχεδιασμός κατά τους Kumara et al., (2017) επέτρεψε σ' αυτού του τύπου την ανεμογεννήτρια να έχει: υψηλότερη ροπή εκκίνησης, καμπύλη ροπής με λιγότερη διακύμανση και υψηλότερο συντελεστή απόδοσης. Ενώ και τα πτερύγια υφίστανται χαμηλότερες τάσεις κάμψης λόγω χαμηλότερης ταχύτητας.

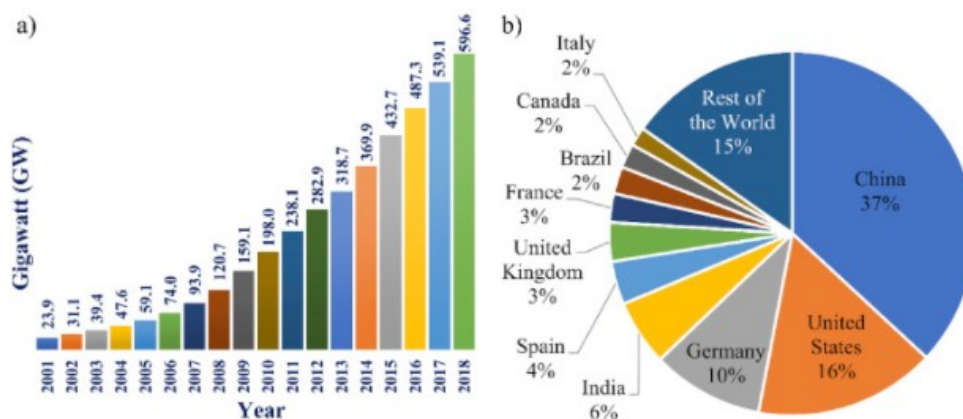
Τελικά, συγκρίνοντας τις ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα σε σχέση με αυτές του κατακόρυφου άξονα οι Zhao et al., (2019) συμπεραίνουν ότι οι πρώτες πλεονεκτούν στο ότι:

- είναι ο πιο σταθερός σχεδιασμός ανεμογεννητριών που μπορεί να εφαρμοστεί
- μπορεί να λειτουργούν με σχετικά χαμηλότερη ταχύτητα ανέμου και να έχουν ως αποτέλεσμα υψηλότερη απόδοση μετατροπής ενέργειας

- έχουν εξαιρετική απόδοση στην κυμαινόμενη ταχύτητα του ανέμου, λόγω του καλύτερου ελέγχου γωνίας επίθεσης
ενώ αντίστοιχα μειονεκτούν στο ότι:
 - απαιτούν κινήσεις εκτροπής για να στρέψουν τον στρόβιλο προς τον επερχόμενο άνεμο
 - απαιτείται πιο ενισχυμένη δομική υποστήριξη για γεννήτριες και κιβώτια ταχυτήτων που καταλαμβάνουν μεγαλύτερο όγκο
 - το κόστος εγκατάστασης και συντήρησης είναι υψηλότερο λόγω του ψηλότερου ύψους πύργου.

2.3. Αιολικά πάρκα

Με την αιολική ενέργεια να είναι μια από τις πιο υποσχόμενες εναλλακτικές πηγές ενέργειας και την τεχνολογία της να καθίσταται ως μια από τις ταχύτερα αναδυόμενες τεχνολογίες ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (Azlan et al., 2021), δεν αποτελεί έκπληξη η συμβολή της στο ενεργειακό ισοζύγιο αλλά και η προοπτική για ακόμη μεγαλύτερη συμμετοχή της στο άμεσο μέλλον. Είναι χαρακτηριστικό ότι η αιολική ενέργεια για το έτος 2018 είχε συνεισφορά στο 14% της ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας των χωρών της Ευρωπαϊκής ένωσης (Wind Europe, 2019). Ενώ για την ίδια χρονιά, όπως προκύπτει από την Παγκόσμια ένωση αιολικής ενέργειας (WWEA), η συγκεκριμένη εναλλακτική πηγή, με συνολική δυναμικότητα των εγκατεστημένων ανεμογεννητριών τα 600 GW, είχε συμμετοχή στο 6% της ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας παγκοσμίως. Και σύμφωνα με το Διεθνή Οργανισμό Ενέργειας (IEA), στόχος είναι αυτό το ποσοστό να διαμορφωθεί στο 18% έως το 2050.



Εικόνα 24. Διανομή α) παγκόσμιας αθροιστικής εγκατεστημένης αιολικής ισχύος 2001–2018 και β) αιολικής ενέργειας που παράγεται ανά χώρα

Σε ότι αφορά τις χώρες με τη μεγαλύτερη συμμετοχή στην παραγωγή ενέργειας από αιολικές συσκευές, όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα, η Κίνα είναι ο αδιαμφισβήτητος παγκόσμιος ηγέτης, παράγοντας το 37% της συνολικά παραγόμενης αιολικής ενέργειας και ακολουθούν με μεγάλη διαφορά οι ΗΠΑ με το αντίστοιχο ποσοστό να διαμορφώνεται στο 16% και η Γερμανία με 10%. Ο μετασχηματισμός του μοντέλου παραγωγής ενέργειας δεν αφήνει όμως ανεπηρέαστη και τη χώρα μας, καθώς παρατηρείται αξιοσημείωτη προσπάθεια ενίσχυσης της παραγόμενης ενέργειας που προέρχεται από τον άνεμο. Έτσι από τα 2.651 MW εγκατεστημένης ισχύς του έτους 2017, για το επόμενο έτος αυτή αυξήθηκε στα 2.844 MW και εκτινάχθηκε στα 3.576 MW για το 2019 παρουσιάζοντας μεταβολή κατά 25,7%. Με τις προβλέψεις να διαγράφονται ιδιαίτερα θετικές και για τα επόμενα χρόνια.

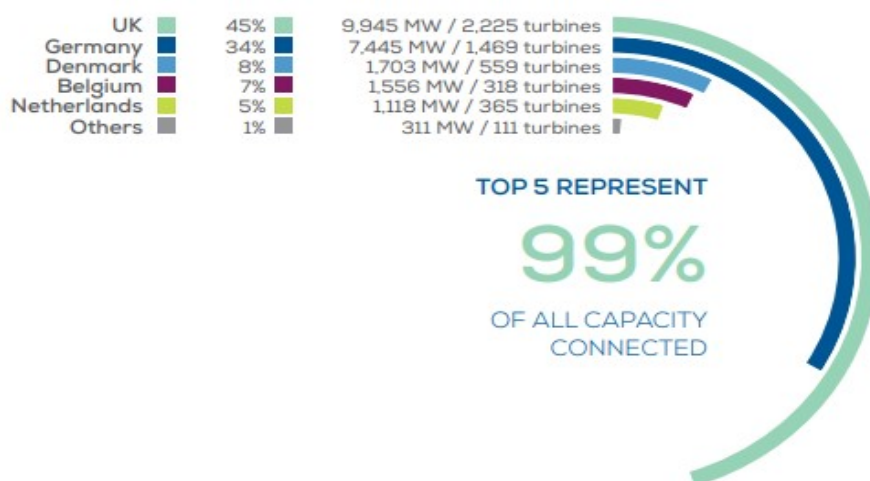
Αιχμή της συνολικής παραγωγής αιολικής ενέργειας αποτελούν τα αιολικά πάρκα. Το σύνολο εκείνο δηλαδή των ανεμογεννητριών που βρίσκονται εγκατεστημένες στην ίδια γεωγραφική θέση και που λειτουργούν ως ένας ενιαίος σταθμός παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Τα αιολικά πάρκα διαφέρουν ως προς το μέγεθός τους και γι' αυτό μπορεί να περιλαμβάνουν από ένα μικρό αριθμό ανεμογεννητριών έως αρκετές εκατοντάδες που εκτείνονται σε μια ευρεία περιοχή. Επίσης τα αιολικά πάρκα μπορεί να είναι εγκατεστημένα είτε στην ξηρά οπότε ονομάζονται χερσαία είτε στη θάλασσα οπότε ονομάζονται υπεράκτια. Η παραγόμενη ισχύς των αιολικών πάρκων μπορεί να είναι της τάξης εκατοντάδων MW ενώ η σύνδεση τους πλέον μπορεί να γίνει με το σύστημα μεταφοράς υψηλής τάσης, σε αντίθεση με την πρόιμη φάση της παραγωγής αιολικής ενέργειας που η σύνδεση γινότανε με το σύστημα διανομής χαμηλής ή μέσης τάσης.



Εικόνα 25. Χερσαία και υπεράκτια αιολικά πάρκα

Ο πλέον εξελισσόμενος τρόπος παραγωγής αιολικής ενέργειας είναι αυτός που στηρίζεται στα υπεράκτια αιολικά πάρκα. Ήδη από τις αρχές του 2000 η ανάπτυξη που παρατηρείται στη συγκεκριμένη πηγή είναι σταθερά ανοδική. Με τις περισσότερες

υπεράκτιες εγκαταστάσεις να βρίσκονται στη Βόρεια Θάλασσα (Kafas et al., 2018), ενώ σε ότι αφορά την πρόβλεψη για τη μελλοντική ανάπτυξη της υπεράκτιας αιολικής ενέργειας, αυτή αναμένεται να συγκεντρωθεί στα νερά του Ηνωμένου Βασιλείου και της Γερμανίας. Σύμφωνα με την έκθεση της Wind Europe, αυτές οι δύο χώρες θα φιλοξενήσουν πάνω από τη μισή συνολικά παραγόμενη υπεράκτια αιολική ενέργεια στην Ευρώπη έως το 2030 (Wind Europe, 2018). Σήμερα υπάρχουν 22.072 MW εγκατεστημένης ισχύος σε όλη την Ευρώπη, που επιμερίζεται σ' ένα σύνολο 5.047 ανεμογεννητριών που συνδέονται με το δίκτυο σε 12 χώρες. Πέντε χώρες, το Ηνωμένο Βασίλειο, η Γερμανία, η Δανία, το Βέλγιο και η Ολλανδία αντιπροσωπεύουν το 99% αυτής της ισχύος (Wind Europe, 2020).



Εικόνα 26. Αθροιστική εγκατεστημένη ισχύς (MW) και αριθμός ανεμογεννητριών ανά χώρα

Η συνεχώς αυξανόμενη επέκταση των υπεράκτιων αιολικών πάρκων είναι άμεσα συνδεδεμένη με τα πλεονεκτήματα που απορρέουν από την επιλογή της θέσης τους εντός των θαλάσσιων υδάτων. Αυτά σχετίζονται με τις υψηλότερες ταχύτητες του ανέμου, με τη συνέπεια σε αυτές τις ταχύτητες και στην κατεύθυνση του ανέμου στις συγκεκριμένες τοποθεσίες έναντι των χερσαίων περιοχών, κάτι που έχει σαν συνέπεια την αύξηση της παραγόμενης ηλεκτρικής ενέργειας (Musial & Ram, 2010). Με τις περιοχές που είναι διαθέσιμες για την εγκατάστασή τους, οι οποίες είναι μεγαλύτερης έκτασης απ' ότι στη στεριά ενώ βρίσκονται και σε μεγαλύτερες αποστάσεις από κατοικημένες περιοχές κι έτσι σχεδόν εξαλείφεται το πρόβλημα του εκπεμπόμενου θορύβου και της οπτικής όχλησης. Αλλά και με τη δυνατότητα για εγκατάσταση ανεμογεννητριών μεγαλύτερου μεγέθους,

καθώς δεν υπάρχουν οι περιορισμοί που υφίστανται σε χερσαίο έδαφος, με αποτέλεσμα την αύξηση της αποδοτικότητάς τους.

Ανασταλτικοί παράγοντες για την εγκατάσταση των υπεράκτιων πάρκων αποτελούν η αρχική δαπάνη εγκατάστασης καθώς απαιτούνται βαρύτερα θεμέλια, σταθμός παραγωγής, θαλάσσιο καλώδιο για τη μεταφορά της ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ και η συντήρηση και λειτουργία είναι πιο περίπλοκες λόγω της μεγαλύτερης απόστασης και της φθοράς από τον άνεμο και τα κύματα (Bhandari et al., 2020). Επίσης πιθανές είναι και περιβαλλοντικές επιπτώσεις τους, όπως η επίδραση των ηλεκτρικών καλωδίων στη μετανάστευση των ψαριών, η σύγκρουση πτηνών που κινδυνεύουν με εξαφάνιση με τα πτερύγια των ανεμογεννητριών αλλά και η επιρροή τους στο τοπικό κλίμα (Segtnan & Christakos, 2015). Η οπτική όχληση μπορεί να καταστεί αποτρεπτικός παράγοντας αν τα αιολικά πάρκα είναι εγκατεστημένα στη θέα της ακτογραμμής. Στην περίπτωση αυτή δεν υπάρχει αποδοχή από τους κατοίκους των περιοχών καθώς θεωρούν ότι τα αιολικά πάρκα εμποδίζουν την τουριστική ανάπτυξη και μειώνουν τις αξίες των ακινήτων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο : ΜΕΘΟΔΟΙ ΚΑΙ ΧΡΟΝΙΚΟΣ ΟΡΙΖΟΝΤΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

3.1. Πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας

Η συνεχώς αυξανόμενη τάση για παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές έχει προκαλέσει ιδιαίτερο ενδιαφέρον για οικονομικά όσο και τεχνικά ζητήματα που σχετίζονται με την ένταξη αυτών των πηγών στα ηλεκτρικά δίκτυα. Με την πρόβλεψη της παραγωγής να είναι ζωτικής σημασίας για τον προγραμματισμό, τη διαχείριση και τις λειτουργίες του συστήματος ισχύος (Wang et al., 2019). Αυτή η παράμετρος ενέχει σημαντικές δυσκολίες λόγω της διαλείπουσας και χαοτικής φύσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Και σε ότι αφορά την αιολική ενέργεια, είναι η φύση του ανέμου αυτή η κρίσιμη πτυχή που η αξιόπιστη εκτίμησή της καθορίζει την παραγόμενη αιολική ενέργεια και αυτή με τη σειρά της μπορεί να συμβάλλει στον βέλτιστο έλεγχο του δικτύου μέσω της ισορροπίας παραγωγής και ζήτησης. Επιπλέον και σε επίπεδο αγοράς η εκτίμηση της συνεισφοράς της αιολικής ενέργειας στη συνολικά παραγόμενη ενέργεια καθίσταται σημαντική για τον προσδιορισμό των ημερήσιων και ωριαίων τιμών, καθώς οι διακυμάνσεις της επηρεάζουν τις τιμές εκκαθάρισης τόσο για τα ενεργειακά όσο και για τα λειτουργικά αποθέματα.

Φυσικές και στατιστικές μέθοδοι

Τα μοντέλα πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας, κατά τους Gonzalez–Sorpena et al. (2020), μπορούν γενικά να χωριστούν σε φυσικών και στατιστικών μεθόδων. Με τα στατιστικά μοντέλα να προτιμώνται για ορίζοντες πρόβλεψης έως 6 ώρες, ενώ τα φυσικά μοντέλα αποδίδουν ακριβέστερα σε μεγαλύτερους ορίζοντες πρόβλεψης (Giebel et al., 2011), απαιτούν όμως περισσότερα φυσικά δεδομένα. Τα μοντέλα φυσικής πρόβλεψης στηρίζονται σε πληροφορίες που αντλούν από την μετεωρολογία (ατμοσφαιρική πίεση, θερμοκρασία, ταχύτητα ανέμου, κατεύθυνση ανέμου κ.α.) και στις συγκεκριμένες συνθήκες τοποθεσίας ενός αιολικού πάρκου (διάταξη ανεμογεννητριών, μορφολογία εδάφους, τραχύτητα επιφάνειας), και με τη βοήθεια των νόμων της φυσικής παράγουν προβλέψεις. Αυτά τα μοντέλα δεν απαιτούν ιστορικά δεδομένα από το αιολικό πάρκο. Προϋποθέτουν όμως την ύπαρξη εξειδικευμένου εξοπλισμού για την συλλογή και επεξεργασία των ατμοσφαιρικών και φυσικών δεδομένων (Ahmed & Khalid, 2019). Από την άλλη πλευρά, τα μοντέλα στατιστικής πρόβλεψης είναι καθαρά μαθηματικά μοντέλα

και κατασκευάζονται χρησιμοποιώντας τα ιστορικά δεδομένα του αιολικού πάρκου. Στατιστικές μέθοδοι όπως είναι η μοντελοποίηση χρονοσειρών αποτελούν συχνή επιλογή για την εκτίμηση των μελλοντικών τιμών της παραγόμενης αιολικής ενέργειας. Επίσης, τα στατιστικά μοντέλα μπορούν να παράγουν προβλέψεις βασισμένα σε τεχνικές μηχανικής μάθησης όπως είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) ή σε βαθιά μάθηση (deep learning).

Το να συγκριθούν διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ενέργειας αποτελεί μια δύσκολη διαδικασία από τη στιγμή που αυτά τίθενται σε ανάλυση υπό διαφορετικές συνθήκες. Συνθήκες που αφορούν τις μεταβλητές εισόδου, οι οποίες μπορεί να αναφέρονται σε μονομεταβλητές χρονοσειρές, όπως είναι τα δεδομένα της αιολικής ενέργειας. Μπορούν όμως και να συνίστανται σε πολυμεταβλητές χρονοσειρές, που καταδεικνύουν εξάρτηση από άλλες μεταβλητές, όπως είναι η ταχύτητα και η κατεύθυνση του ανέμου. Διαφορετικές συνθήκες διαπιστώνονται και στο σύνολο των δεδομένων που συνθέτουν το μέγεθος του δείγματος και το οποίο εκτείνεται από λίγους μήνες έως λίγα χρόνια. Ενώ ως προς τη χρονική ανάλυση, μπορεί να κυμαίνεται από 10 λεπτά έως κάποιες ώρες, με την μεταβλητότητα βέβαια να αυξάνεται όσο μεγαλώνει το εύρος του παραπάνω διαστήματος.

3.2 Χρονικός ορίζοντας

Τα συστήματα πρόβλεψης χαρακτηρίζονται από τον χρονικό ορίζοντα, που είναι το χρονικό διάστημα για το οποίο πραγματοποιείται η πρόβλεψη, όπως η ένταση του ανέμου (π.χ. την επόμενη μέρα). Σε πολλά προβλήματα πρόβλεψης συστημάτων ισχύος, όπως αυτή του φορτίου, τα συστήματα πρόβλεψης κατηγοριοποιούνται με βάση τον χρονικό ορίζοντα σε: πολύ βραχυπρόθεσμα, βραχυπρόθεσμα και μεσοπρόθεσμα ή μακροπρόθεσμα. Στην πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας, τα όρια των χρονικών διαστημάτων που προσδιορίζουν τους διαφορετικούς χρονικούς ορίζοντες δεν είναι σαφώς καθορισμένα επειδή αρκετοί συγγραφείς έχουν προτείνει διαφορετικά όρια για κάθε κατηγορία χρονικού ορίζοντα (Monteiro et al., 2009). Γενικά, η πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας μπορεί να χωριστεί σε τρεις κατηγορίες:

Πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη

Σε αυτή την κατηγορία το χρονικό εύρος είναι μερικές ώρες, χωρίς όμως να προκύπτει από τη βιβλιογραφική επισκόπηση απόλυτη ταύτιση για τον αριθμό των ωρών.

Οριακές τιμές ωρών για αυτόν τον χρονικό ορίζοντα είναι οι 4 και οι 9 ώρες. Με τους κανόνες της αγοράς να είναι αυτοί που επηρεάζουν το ακριβές εύρος για τον ιδιοκτήτη του αιολικού πάρκου. Για παράδειγμα, σε διαπραγμάτευση σε ενδοημερήσιες αγορές αυτές οι προβλέψεις καθίστανται ιδιαίτερα χρήσιμες. Για την διαχείριση του συστήματος, οι προβλέψεις αυτές συνεισφέρουν στη διαχείριση βοηθητικών υπηρεσιών του συστήματος ισχύος, όπως και στη δέσμευση μονάδων και την οικονομική κατανομή του φορτίου.

Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη

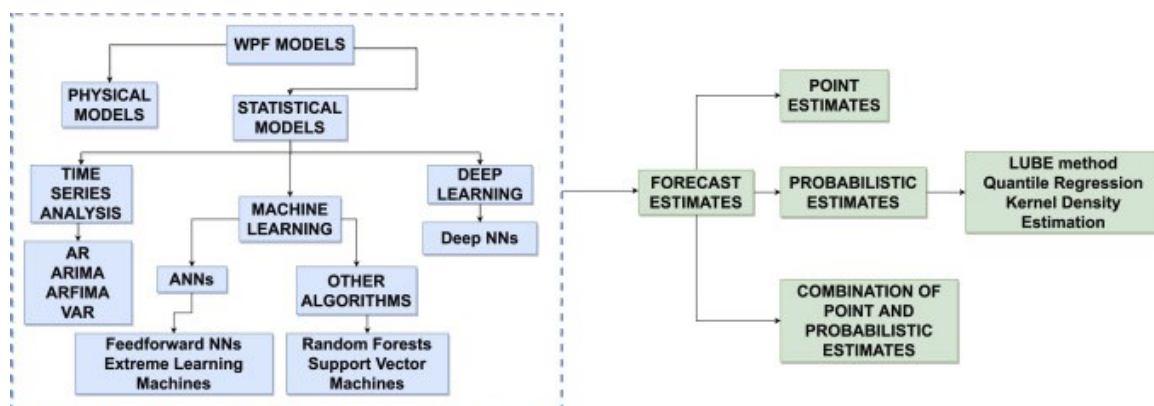
Ο χρονικός ορίζοντας αυτής της κατηγορίας κυμαίνεται από το πολύ βραχυπρόθεσμο όριο έως τις 48 ή 72 ώρες. Μεγάλο μέρος των αναφορών είναι μόνο με χρονικούς ορίζοντες 48 ωρών και μερικές φορές μόνο για 36 ώρες. Αυτός ο χρονικός ορίζοντας είναι ιδιαίτερα ενδιαφέρον για διαπραγμάτευση στην αγορά της επόμενης ημέρας. Χαρακτηριστικά, στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας (ημερήσια αγορά) της Ιβηρικής χερσονήσου, οι προσφορές πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας που αφορούν την επόμενη μέρα πρέπει να υποβληθούν πριν από τις 10:00 π.μ., και επομένως, ένας ορίζοντας χρόνου 38 ωρών καλύπτει ολόκληρη την επόμενη ημέρα. Σε άλλες χώρες, το χρονικό διάστημα παρουσίασης των προσφορών μπορεί να διαφέρει (π.χ. στις Ηνωμένες Πολιτείες, κυμαίνεται από τις 5:00 π.μ. έως τις 12:00 το μεσημέρι), επομένως ο αριθμός των ωρών στον χρονικό ορίζοντα μπορεί επίσης να αποκλίνει. Σημαντική επίσης εφαρμογή αυτών των προβλέψεων συναντάται και στον προγραμματισμό της συντήρησης, και ειδικά όταν το όριο του ορίζοντα είναι οι 72 ώρες.

Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη

Σε αυτή την κατηγορία ο χρονικός ορίζοντας κυμαίνεται από το βραχυπρόθεσμο όριο έως τις 7 ημέρες. Καθώς ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης αυξάνεται, το ίδιο ισχύει και για τα σφάλματα πρόβλεψης. Αυτές οι προβλέψεις μπορούν να αποτελέσουν τα δεδομένα στην ένταξη μονάδων συμβατικής παραγωγής (π.χ. μονάδες άνθρακα), καθώς και στον σχεδιασμό συντήρησης των συμβατικών εγκαταστάσεων. Ταυτόχρονα, με τη χρησιμοποίηση αυτών των προβλέψεων ως δεδομένα εισόδου, είναι δυνατός ο προγραμματισμός συντήρησης των γραμμών ισχύος του συστήματος και των αιολικών πάρκων. Σε αυτό τον χρονικό ορίζοντα (μεταξύ 3 έως 7 ημερών) μπορεί να γίνει πρόβλεψη μόνο σε κατάσταση λειτουργίας και με τη χρήση αριθμητικών μοντέλων καιρικών προβλέψεων. Τα περισσότερα όμως από τα συστήματα εμπορικής και ερευνητικής πρόβλεψης χρησιμοποιούνται για ορίζοντα χρόνου που κυμαίνεται από 36 έως 72 ώρες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο: ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΑΙΟΛΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται μια αποτύπωση των σημαντικότερων μοντέλων και εκτιμήσεων πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ενέργειας.



Εικόνα 27. Επισκόπηση μοντέλων και εκτιμήσεων πρόβλεψης παραγωγής αιολικής ενέργειας

4.1. Ανάλυση χρονοσειρών

Ένα σύνολο δεδομένων ταξινομημένα ως προς το χρόνο συνιστά μια χρονοσειρά. Και σκοπός της ανάλυσης των χρονοσειρών αποτελεί η ανάπτυξη μοντέλων που περιγράφουν κι εξηγούν τα δεδομένα, καθώς και η πρόβλεψη μελλοντικών τιμών από τα ιστορικά δεδομένα της κάθε χρονοσειράς. Για την ανάλυση των χρονοσειρών, η συνήθης πρακτική είναι να αποδομηθεί η χρονοσειρά στην τάση, την εποχικότητα και ένα στοιχείο μη κανονικότητας (Mbuli et al., 2020). Κατά τους Chhetri et al. (2017) η τάση και η εποχικότητα χαρακτηρίζονται σαν ντετερμινιστικά στοιχεία, ενώ αυτό της μη κανονικότητας σαν στοχαστικό.

Το στοιχείο της τάσης φανερώνεται από τη βαθμιαία μετατόπιση της χρονοσειράς σε σχέση με το χρόνο, σε μεγαλύτερες ή μικρότερες τιμές. Η έλλειψη τάσης προσδιορίζει χρονοσειρές που χαρακτηρίζονται ως στάσιμες. Και σε ότι αφορά την πρόβλεψη, σε αυτή μπορεί να λαμβάνονται υπόψη και τα επαναλαμβανόμενα στοιχεία. Η εποχικότητα σε μια χρονοσειρά παρατηρείται όταν ίδια πρότυπα επαναλαμβάνονται σε διαδοχικά χρονικά διαστήματα. Με τα πρότυπα όμως να παραμένουν σταθερά σε αυτά τα διαστήματα, τόσο σε μέγεθος όσο και σε κατεύθυνση. Το στοιχείο της μη κανονικότητας αποτελεί το

ανεξήγητο τμήμα μιας χρονοσειράς, το οποίο σε πολλές περιπτώσεις μπορεί να είναι τόσο υψηλό ώστε να υπερκαλύπτει τα στοιχεία τάση και εποχικότητα.

4.2. Μοντέλα ανάλυσης χρονοσειρών

4.2.1. Αυτοπαλινδρόμηση (AR)

Με το μοντέλο αυτοπαλινδρόμησης, (AutoRegression – AR), εξάγονται μοντέλα βασισμένα σε συνδυασμό προηγούμενων μεταβλητών. Η πρόβλεψη προϋποθέτει συσχέτιση μεταξύ προηγούμενων και τρεχουσών τιμών της χρονοσειράς. Όταν η τρέχουσα τιμή σχετίζεται με την αμέσως προηγούμενη, η διαδικασία χαρακτηρίζεται ως AR (1), ενώ όταν η τρέχουσα τιμή σχετίζεται με τις αμέσως δύο προηγούμενες, η διαδικασία χαρακτηρίζεται ως AR (2). Σε ότι αφορά τον τύπο της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών, αυτός μπορεί να καταδεικνύει θετική συσχέτιση όταν οι συσχετιζόμενες μεταβλητές αλλάζουν προς την ίδια κατεύθυνση, αρνητική συσχέτιση όταν οι συσχετιζόμενες μεταβλητές αλλάζουν προς αντίθετη κατεύθυνση και μηδενική συσχέτιση όταν μεταξύ των μεταβλητών δεν υπάρχει καμία συσχέτιση.

4.2.2. Διανυσματική αυτοπαλινδρόμηση (VAR)

Στατιστικό μοντέλο πρόβλεψης και μάλιστα στοχαστικό αποτελεί και η διανυσματική αυτοπαλινδρόμηση, (Vector Auto Regression – VAR), που αποτελεί μια γενίκευση των μοντέλων αυτοπαλινδρόμησης. Το μοντέλο αυτό μέσω πολλαπλών παραλλαγών χρονοσειρών καθιστά ικανή τη γενίκευση του μονό-μεταβλητού μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης. Και όμοια με αυτό η εξέλιξη κάθε μιας μεταβλητής στο χρόνο, περιγράφεται από μια εξίσωση, στην οποία απεικονίζονται οι προηγούμενες τιμές της μεταβλητής, οι προηγούμενες τιμές των υπόλοιπων μεταβλητών του μοντέλου καθώς και η περίοδος σφάλματος. Στα μοντέλα διανυσματικής αυτοπαλινδρόμησης η γνώση που χρειάζεται αφορά το ποιες μεταβλητές φαίνεται να επιδρούν η μια στην άλλη και όχι τόσο η ισχύς των επιδράσεων στην κάθε μεταβλητή.

4.2.3. Κινητός μέσος όρος (MA)

Με τις διαδικασίες κινητού μέσου όρου, (Moving Average (MA)), η μοντελοποίηση στηρίζεται σε προηγούμενα σφάλματα πρόβλεψης. Στο συγκεκριμένο μοντέλο, από τον μέσο όρο των προηγούμενων παρατηρήσεων των δεδομένων προκύπτει η επόμενη παρατήρηση. Και για κάθε νέα παρατήρηση προκύπτει ένας νέος μέσος όρος καθώς

απορρίπτεται η παλαιότερη παρατήρηση και συμπεριλαμβάνεται η πιο πρόσφατη, με τον αριθμό τους συνολικά να παραμένει σταθερός. Ο κινητός μέσος όρος συνεισφέρει στην εξομάλυνση των χρονοσειρών και στον εντοπισμό διαφορετικών τάσεων στα δεδομένα.

4.2.4. Εκθετική εξομάλυνση (ES)

Στην ίδια λογική με τον κινητό μέσο όρο συναντάται η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης, (Exponential Smoothing – SM). Με τη διαφορά ότι εκτός από τις προηγούμενες παρατηρήσεις των δεδομένων, στη μέθοδο αυτή λαμβάνονται υπόψη, και συντελεστές βαρύτητας αυτών των παρατηρήσεων. Οι συντελεστές αυτοί μειώνονται εκθετικά όσο πιο παρελθοντική είναι η παρατήρηση (Monteiro & Souza, 2013). Με συνέπεια αυτού, οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις να χαρακτηρίζονται από υψηλότερο σχετικό βάρος. Για δεδομένα που δεν παρουσιάζουν κάποια σαφή τάση ή εποχικότητα, εφαρμόζεται η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης. Ενώ στις περιπτώσεις που διαπιστώνεται η ύπαρξη τάσης στις χρονοσειρές, εφαρμόζεται η μέθοδος της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης. Κατά την οποία η εκθετική εξομάλυνση πραγματοποιείται δύο φορές. Χαρακτηριστικές περιπτώσεις εφαρμογής της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης αποτελούν η μέθοδος του Holt (1957) και αυτή του Brown (1956).

4.2.5. Μέθοδος Holt–Winters

Για χρονοσειρές που εκτός από τάση, χαρακτηρίζονται και από εποχικότητα, εφαρμόζεται η τριπλή εκθετική εξομάλυνση με την τεχνική των Holt (1957), Winters (1960) να είναι από τις πιο δημοφιλείς στην εξομάλυνση χρονοσειρών. Καθώς καταφέρνει αποτελεσματικά να προβλέψει μια μελλοντική τιμή, υπολογίζοντας τη συνδυαστική επίδραση του μέσου όρου των προηγούμενων τιμών, της τάσης και την εποχικότητας. Η μέθοδος αυτή, σύμφωνα με τους Ferreira et al. (2019), βρίσκει ευρύτατα εφαρμογή στην πρόβλεψη μετεωρολογικών μεταβλητών, εξ' αιτίας του χαμηλού λειτουργικού κόστους της, της απλότητας της, της ακρίβειάς της και της ευκολίας της να πραγματοποιεί αυτόματες προσαρμογές και γρήγορες αλλαγές στις προσωρινές σειρές. Οι συντελεστές εξομάλυνσης αυτού του μοντέλου είναι το επίπεδο, η γραμμική τάση, ο συντελεστής εποχικότητας καθώς και ένα απρόβλεπτο υπολειμματικό στοιχείο που αναφέρεται ως τυχαίο σφάλμα.

4.2.6. Μοντέλα ARMA, ARIMA

Από το συνδυασμό, του μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης, (AutoRegression–AR), με αυτό του κινητού μέσου όρου, (Moving Average–MA), προκύπτει το μοντέλο ARMA. Όπου στο τμήμα AR οι προβλέψεις έχουν σημείο αναφοράς τις προηγούμενες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής, ενώ στο τμήμα MA αυτές εξάγονται από το μέσο όρο και τα προηγούμενα σφάλματα. Με δεδομένο πως το ARMA αποτελεί ένα μοντέλο για στάσιμες χρονοσειρές, για να συμπεριληφθούν και μη στατικές διαδικασίες, στις περιπτώσεις εκείνες που τα δεδομένα φανερώνουν έλλειψη σταθερότητας ως προς το μέσο όρο, το μοντέλο αυτό εξελίχθηκε σε ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average). Με διαφοροποίηση των αρχικών χρονοσειρών και με τη συνιστώσα της ενσωμάτωσης να υποδηλώνει την αντικατάσταση των τιμών των δεδομένων με αυτές που προκύπτουν από τη διαφορά μεταξύ αυτών και των προηγούμενων τιμών, το συγκεκριμένο μοντέλο τείνει να προσαρμοστεί, κατά το δυνατόν, στα δεδομένα. Η μέθοδος των Box–Jenkins (1976) είναι αυτή που έχει ταυτιστεί περισσότερο από κάθε άλλη με τα μοντέλα ARMA και ARIMA και η οποία μέσα από τα βήματα ταυτοποίησης, εκτίμησης, διαγνωστικός έλεγχος και την επαναληπτική εφαρμογή αυτών καταλήγει σε προβλέψεις όταν ο διαγνωστικός έλεγχος δεν προκαλεί περαιτέρω βελτίωση στο μοντέλο.

4.2.7. Μοντέλο SARIMA

Μια επέκταση του μοντέλου ARIMA αποτελεί το SARIMA (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average), με το οποίο καθίσταται εφικτή η μοντελοποίηση του στοιχείου της εποχικότητας. Στην περίπτωση που διαπιστωθεί εποχιακή διακύμανση στα δεδομένα των χρονοσειρών, το μοντέλο SARIMA κατά τους Wang et al. (2013) θεωρείται ίσως το καταλληλότερο και αυτό το οποίο επιτρέπει πρόβλεψη μακροπρόθεσμων τάσεων και εποχιακών αποτελεσμάτων. Το συγκεκριμένο μοντέλο στηρίζεται στο μοντέλο ARMA και στην εφαρμογή που αυτό βρίσκει σε μετασχηματισμένες χρονοσειρές στις οποίες έχουν εξαλειφθεί η εποχικότητα και η μη στατική συμπεριφορά. Με την μοντελοποίηση του SARIMA να επέρχεται μέσα από μια διαδικασία τεσσάρων βημάτων και η οποία περιλαμβάνει: φάση αναγνώρισης μοντέλου, φάση εκτίμησης μοντέλου, φάση επικύρωσης μοντέλου και φάση πρόβλεψης μοντέλου, (Shumway & Stoffer, 2006).

4.2.8. Μοντέλο ARFIMA

Άλλη μια παραλλαγή του μοντέλου ARIMA και συνάμα επέκταση αυτού, σε περιπτώσεις επίμονης μη στασιμότητας των χρονοσειρών, συνιστά το μοντέλο ARFIMA (AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average). Το οποίο οι Granger & Joyeux (1980) και Hosking (1981) το κατατάσσουν στα μοντέλα μακροπρόθεσμης μνήμης, οι Baillie & Chung (2002) συμπεραίνουν πως πρόκειται για μοντέλο ανώτερο από το ARMA και πιο πετυχημένο στις προβλέψεις χρονοσειρών και οι Erfani & Samimi (2009) με την έρευνά τους διαπιστώνουν πως έχει καλύτερη απόδοση από το ARIMA στην ακρίβεια της πρόβλεψης σε δεδομένα επίσης μακροπρόθεσμης μνήμης. Αυτό οφείλεται στην παράμετρο της κλασματικής διαφοράς και της ικανότητας της να εξηγεί τη δομή συσχέτισης σε δεδομένα που έχουν μνήμη, βραχυπρόθεσμη, μακροπρόθεσμη ή ακόμη ταυτόχρονα και τις δύο κατηγορίες μνήμης (Sitohang & Darmawan, 2017).

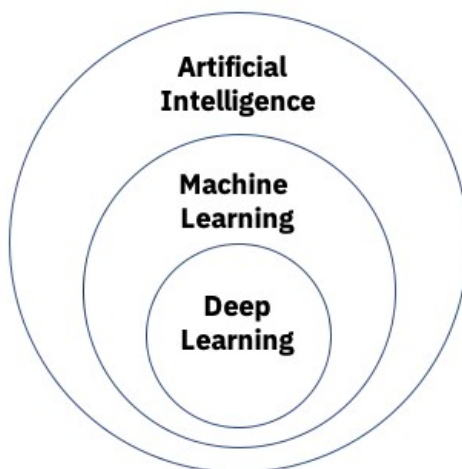
4.2.9. Μοντέλο ARIMAX

Στη βάση του ARIMA, πατάει και το μοντέλο ARIMAX (AutoRegressive Integrated Moving Average Exogenous). Με την επέκταση εδώ να αναφέρεται στη συμπερίληψη εξωγενών μεταβλητών. Η ικανότητα αυτού του μοντέλου συνίσταται στον εντοπισμό των προτύπων που δεν είναι προφανή στα δεδομένα των χρονοσειρών και στην ποσοτικοποίηση την επίδρασης των περιβαλλοντικών επιρροών. Αυτό προσδίδει στο ARIMAX τη δυνατότητα να απομονώνει τις επιδράσεις των αλλαγών με υψηλή ισχύ επιρροής, είτε αυτές είναι εξωτερικής, είτε εσωτερικής φύσης. Έτσι επιτυγχάνεται βελτιστοποίηση του σφάλματος σε σχέση με άλλα μοντέλα, κάνοντας πληρέστερη και με μεγαλύτερη ακρίβεια την πρόβλεψη της χρονοσειράς.

4.3 Τεχνητή νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence – AI) προέκυψε από τη σύνθεση στοιχείων πολλών επιστημών. Πρόκειται για την «επιστήμη και μηχανική της κατασκευής ευφυών μηχανών» (McCarthy, 1958), όπως πρώτος την όρισε ο John McCarty. Που σε πρακτικό επίπεδο, αναφέρεται σε οποιαδήποτε τεχνική επιτρέπει σε υπολογιστικές μηχανές να δρουν προσομοιάζοντας την ανθρώπινη συμπεριφορά, προκειμένου να επιτυγχάνουν το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα (Russell & Norving, 2010). Στο ευρύτατο πεδίο αυτής της επιστήμης, υποσύνολο αποτελεί η μηχανική μάθηση (Machine Learning –

ML). Και αυτή με τη σειρά της περιβάλλει στα δικά της όρια, σαν υποσύνολο, την βαθιά μάθηση (Deep Learning – DL).



Εικόνα 28. Σχέση τεχνητής νοημοσύνης, μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης

Η τεχνητή νοημοσύνη βρίσκει ευρύτατη εφαρμογή σ' ένα πλήθος τομέων, όπως είναι: η ενέργεια, οι μεταφορές, η υγειονομική περίθαλψη, η παιδεία, η οικονομία, η γεωργία, το ηλεκτρονικό εμπόριο, οι έξυπνες πόλεις, τα αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα, η ρομποτική, η κυβερνοασφάλεια, τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης κ.α. Στον τομέα της ενέργειας η τεχνητή νοημοσύνη έχει κάνει ήδη ορατή την πολυεπίπεδη επιρροή της συμβάλλοντας: στην βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης της παραγόμενης ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, στη μείωση του κόστους εκκίνησης και τερματισμού των συμβατικών σταθμών παραγωγής ενέργειας, στη διαμόρφωση καλύτερων τιμών στο εμπόριο της ηλεκτρικής ενέργειας, στην αποτελεσματικότερη χρήση των δικτύων ισχύος, στην ανίχνευση διαταραχών στα συστήματα ισχύος, στον ακριβέστερο υπολογισμό της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, στον εγκυρότερο προγραμματισμό των ενεργειών συντήρησης που απαιτούνται σε σταθμούς και δίκτυα κ.α.

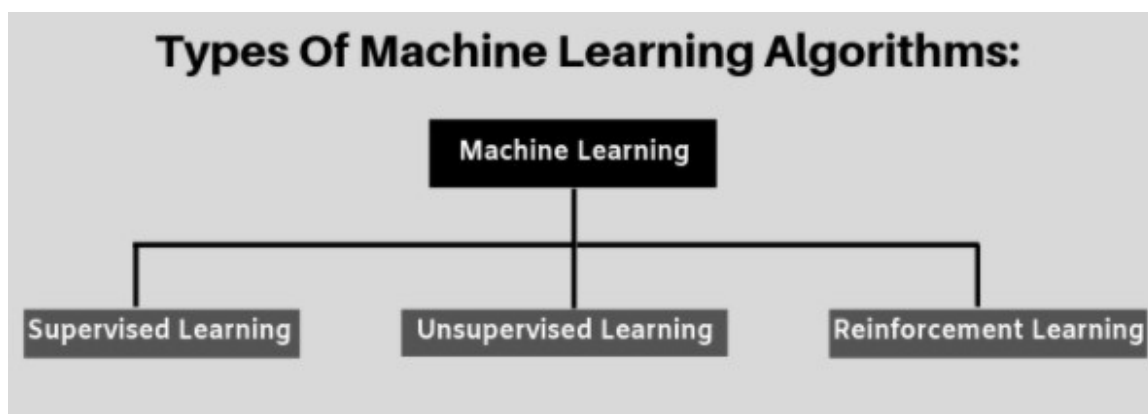
4.4. Μηχανική μάθηση

Η μηχανική μάθηση θεωρείται κατά τον Samuel (1959), ως το πεδίο εκείνο που μπορεί να κάνει τους υπολογιστές να μαθαίνουν χωρίς αυτοί να έχουν προγραμματιστεί ρητά. Και σε ότι αφορά τη συμβολή της μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη, στόχος της είναι η ανάπτυξη μεθόδων που έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν μοτίβα στα δεδομένα και με βάση αυτά τα μοτίβα να μπορούν να πραγματοποιούν προβλέψεις. Η

επίλυση των προβλημάτων, γίνεται με μια διαδικασία εκμάθησης των προγραμμάτων–αλγορίθμων που αναπτύσσει η μηχανική μάθηση, μέσα από παραδείγματα. Όσο περισσότερα είναι τα διαθέσιμα δεδομένα και όσο πιο ικανός είναι ο αλγόριθμος, τόσο ακριβέστερες είναι και οι προβλέψεις. Αλλά και ο αλγόριθμος συνεχώς εξελίσσεται όσο περισσότερο εκπαιδεύεται μέσω βρόχων ανατροφοδότησης. Η πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας μέσω αλγορίθμων μηχανικής μάθησης έχει κριθεί ως ιδιαίτερα επιτυχημένη όπως παρατηρούν οι Kramer et al. (2013) και είναι η επιλογή του κατάλληλου εξ’ αυτών ανάλογα με την περίπτωση, αυτή που θα προσεγγίσει καλύτερα την παραγόμενη αιολική ενέργεια.

4.4.1. Τύποι αλγορίθμων μηχανικής μάθησης

Η μηχανική μάθηση διακρίνεται σε τρεις τύπους με βάση τον τρόπο που εκπαιδεύεται ο κάθε αλγόριθμος σε σχέση και με τα δεδομένα που έχει στη διάθεσή του, και αυτοί είναι: η εποπτευόμενη μάθηση (Supervised Learning), η μη εποπτευόμενη μάθηση (Unsupervised Learning) και η ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning).



Εικόνα 29: Τύποι αλγορίθμων μηχανικής μάθησης

Στην εποπτευόμενη μηχανική μάθηση η εκπαίδευση γίνεται από ένα εκπαιδευμένο σετ δεδομένων, στο οποίο οι εισόδοι και οι εξόδοι έχουν κωδικοποιηθεί υπό τη μορφή ζευγών. Και ζητούμενο είναι η εξαγωγή μιας συνάρτησης που μαθαίνοντας από τα μοτίβα μεταξύ εισόδων και εξόδων, θα μπορεί για κάθε νέο σύνολο εισόδων να υπολογίζει τις αντίστοιχες εξόδους (Caruana et al., 2006). Στην μη εποπτευόμενη μάθηση η αναζήτηση μοτίβων γίνεται σε μη κωδικοποιημένα δεδομένα, καθώς για διαθέσιμες εισόδους, εκλείπουν οι εξόδοι. Στόχος σ’ αυτή την περίπτωση είναι να βρεθούν μοτίβα που

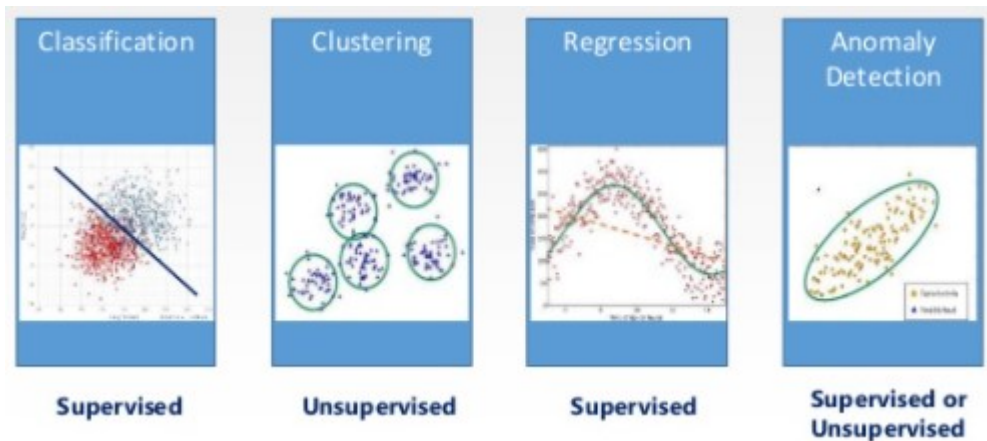
βρίσκονται κρυμμένα μέσα σε σύνολα δεδομένων (Coates et al., 2011). Και στην ενισχυτική μάθηση, επίσης δεν υπάρχει κωδικοποίηση των δεδομένων κατά την οποία οι εισόδοι να συσχετίζονται με αντίστοιχες εξόδους. Σ' αυτή την περίπτωση, για γνωστές εισόδους, υπάρχει μόνο μια εκτίμηση για τη συμπεριφορά της εξόδου. Με την εκτίμηση αυτής της συμπεριφοράς να αναφέρεται ως ανταμοιβή και να μπορεί να έχει θετικό ή αρνητικό πρόσημο. Στην ενισχυτική μάθηση στόχος είναι η αναζήτηση μοτίβων από ένα σύνολο δεδομένων, με βάση τα οποία οι πιθανότητες να παρατηρηθεί η επιθυμητή ανταμοιβή, μεγιστοποιούνται (Kaelbling et al., 1996).

4.4.2. Τύποι προβλημάτων μηχανικής μάθησης

Οι κυριότεροι τύποι προβλημάτων που συναντάει η μηχανική μάθηση κατά την εφαρμογή της είναι οι:

- ταξινόμηση (classification), είναι η διαδικασία αναγνώρισης και ομαδοποίησης των δεδομένων σε κατηγορίες. Στη μηχανική μάθηση οι αλγόριθμοι ταξινόμησης με τη βοήθεια των εκπαιδευμένων και κατηγοριοποιημένων δεδομένων εισόδου, στοχεύουν στην ομαδοποίηση των μελλοντικών δεδομένων σε αντίστοιχες κατηγορίες. Η ταξινόμηση αποτελεί μια εποπτευόμενη μαθησιακή διαδικασία.
- παλινδρόμηση (regression), είναι μια τεχνική προσδιορισμού της σχέσης μεταξύ μιας μεταβλητής στόχου που συνιστά μια εξαρτημένη μεταβλητή και μεταβλητής ή μεταβλητών εισόδου που αποτελούν τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Η παλινδρόμηση καλείται γραμμική αν η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι μια, ενώ αν οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι δύο ή περισσότερες τότε η παλινδρόμηση χαρακτηρίζεται πολλαπλή. Και η τεχνική της παλινδρόμησης ανήκει στον τύπο της εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης.
- συσταδοποίηση (clustering), είναι μια τεχνική διαχωρισμού των μη κωδικοποιημένων σημείων δεδομένων που παρουσιάζουν παρόμοια χαρακτηριστικά, σε ομάδες που ονομάζονται συστάδες. Τα σημεία δεδομένων της κάθε συστάδας εμφανίζουν μεγαλύτερη ομοιότητα μεταξύ τους και μικρότερη ομοιότητα με σημεία δεδομένων οποιασδήποτε άλλης συστάδας. Η συσταδοποίηση αποτελεί μια περιγραφική μέθοδος μη εποπτευόμενης μάθησης.
- η ανίχνευση ανωμαλιών (anomaly detection), είναι η διαδικασία εντοπισμού των ακραίων σημείων ή των σημείων που αποκλίνουν σημαντικά από τα περισσότερα σημεία ενός συνόλου δεδομένων. Ανάλογα με τους αλγόριθμους που

χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση ανωμαλιών η συγκεκριμένη μέθοδος μπορεί να κατατάσσεται είτε στην εποπτευόμενη είτε στην μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση.



Εικόνα 30. Τύποι προβλημάτων μηχανικής μάθησης

4.4.3. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

Στις κυριότερες τεχνικές μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, συμπεριλαμβάνονται η γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression – LR), η πολυπαραγοντική γραμμική παλινδρόμηση (Multivariate Linear Regression – MLR), τα δίκτυα Bayesian (Bayesian Networks – BN), τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks – ANN), τα τυχαία δάση (Random Forest – RF), το δέντρο αποφάσεων (Decision Tree – DT), τα μοντέλα ασαφούς λογικής (Fuzzy Logic – FL), η μηχανή διανυσματικής υποστήριξης (Support Vector Machine – SVM), οι k πλησιέστεροι γείτονες (k Nearest Neighbor – kNN) κ.α.

Γραμμική παλινδρόμηση (LR)

Στη γραμμική παλινδρόμηση, η εξαρτημένη μεταβλητή εκτιμάται από μια ανεξάρτητη μεταβλητή στη βάση μιας γραμμικής μεταβολής. Με τη σχέση εξάρτησης (θετική ή αρνητική γραμμική σχέση) μεταξύ αυτών των δύο μεταβλητών να προσδιορίζεται από μια εξίσωση και τον αλγόριθμο να υπόκειται σε εκπαίδευση στα διαθέσιμα δεδομένα μέσω διαδοχικών επαναληπτικών βρόχων αυτής της εξίσωσης που αναθεωρείται από τις τιμές βάρους και τις προκαταλήψεις της συνάρτησης. Η εκπαίδευση του αλγόριθμου σταματάει με την προσέγγιση μιας οριακής τιμής σφάλματος ή όταν οι

επαναλήψεις της εκπαίδευσης δεν καταφέρνουν να βελτιώσουν περαιτέρω την πρόβλεψη. Ο υπολογισμός του σφάλματος μπορεί να γίνει με το συνολικό άθροισμα τετραγώνων, με άθροισμα των υπολοίπων τετραγώνων, με το σφάλμα της μέσης τετραγωνικής ρίζας, με το ποσοστό του μέσου απόλυτου σφάλματος κ.α. Εφαρμογή του αλγορίθμου γραμμικής παλινδρόμησης στην ενέργεια αποτελεί η πρόβλεψη της παραγόμενης αιολικής ενέργειας υπό την επίδραση της ταχύτητας του ανέμου (Dabernig et al., 2015· Ferreira, 2018). Σε αυτές βέβαια τις περιπτώσεις το απλό μοντέλο που χρησιμοποιείται δεν μπορεί να προσεγγίσει μεγάλης ακρίβειας προβλέψεις καθώς δεν λαμβάνει υπόψη του και άλλες σημαντικές παραμέτρους, κάτι που το καταφέρνουν άλλα, περισσότερο σύνθετα στατιστικά μοντέλα.

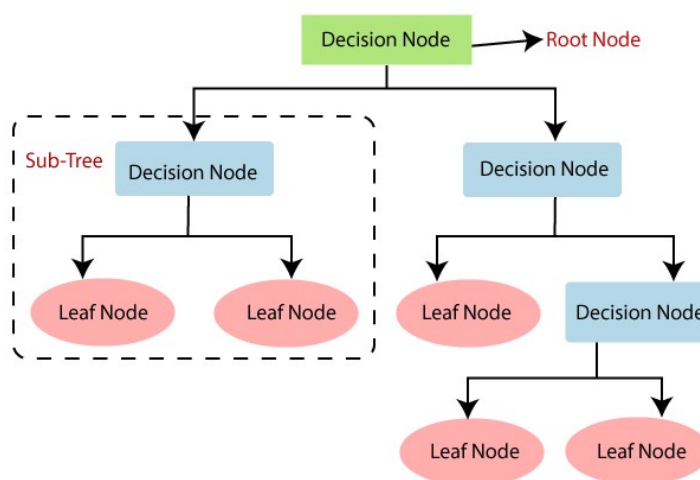
Πολυπαραγοντική γραμμική παλινδρόμηση (MLR)

Στην πολλαπλή παλινδρόμηση η εξαρτημένη μεταβλητή μπορεί να προβλεφθεί από δύο ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Και αυτός ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών είναι η διαφορά μεταξύ της απλής και της πολλαπλής παλινδρόμησης. Σε πολλές περιπτώσεις όμως ούτε αυτό το μοντέλο μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά. Ο λόγος είναι ότι και οι ανεξάρτητες μεταβλητές μπορεί να εξαρτώνται από κάποιες άλλες μεταβλητές κάτι που επηρεάζει το τελικό αποτέλεσμα και γι' αυτό πρέπει να ληφθεί υπόψη. Στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που ονομάζεται πολυπαραγοντική παλινδρόμηση. Και ο οποίος αναζητά μια σχέση που να υποδεικνύει πως μεταβάλλονται οι μεταβλητές υπό την επίδραση άλλων μεταβλητών. Αυτή η δυνατότητα του συγκεκριμένου αλγόριθμου, να κάνει φανερές τις σχέσεις μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών και συνεπακόλουθα και αυτές μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών, είναι το μεγάλο πλεονέκτημά του. Για την κατά το δυνατόν καλύτερη αποτελεσματικότητα του αλγόριθμου απαιτείται το σύνολο διαθέσιμων δεδομένων να είναι όσο γίνεται μεγαλύτερο. Παραδείγματα εφαρμογής του αποτελούν η πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας με βάση το χρόνο, την ταχύτητα του ανέμου και την κατεύθυνσή του ή την αλληλεπίδραση μετεωρολογικών μεταβλητών όπως είναι η πίεση, η θερμοκρασία, η υγρασία, η ταχύτητα του ανέμου (Qin & Zhang, 2011· Ouyang et al., 2017).

Δέντρο αποφάσεων (DT)

Στον αλγόριθμο που ονομάζεται δέντρο αποφάσεων, αναπαριστώνται οι διαφορετικές επιλογές που προκύπτουν από τα διαθέσιμα δεδομένα, και τα προβλεπόμενα

αποτελέσματα με βάση αυτές τις επιλογές. Σ' αυτό το ιδιότυπο διάγραμμα ροής που προσομοιάζει σε αντεστραμμένο δέντρο, η ρίζα του βρίσκεται τώρα προς τα πάνω και είναι η αφετηρία μιας διαδικασίας σύγκρισης μεταξύ των τιμών των χαρακτηριστικών της και των χαρακτηριστικών των πραγματικών δεδομένων. Βασισμένη στη σύγκριση αυτή ακολουθεί το επόμενο τμήμα, αυτό της διακλάδωσης. Βασικά μέρη του δένδρου είναι επίσης οι κόμβοι και τα φύλλα. Οι κόμβοι αποτελούν τα σημεία που χωρίζονται τα δεδομένα και ουσιαστικά συνιστούν τους κόμβους των αποφάσεων που πρέπει να ληφθούν, ενώ τα φύλλα που είναι οι καταλήξεις του δένδρου συνιστούν τα τελικά αποτελέσματα.

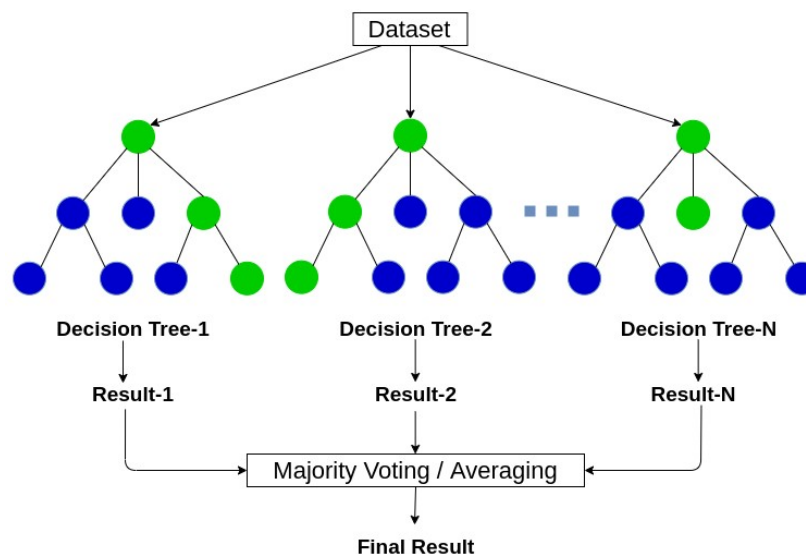


Εικόνα 31. Δομή αλγορίθμου δέντρου αποφάσεων

Στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας ο αλγόριθμος δέντρο αποφάσεων παρουσιάζει μεγάλη ακρίβεια κυρίως σε βραχυπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης (Chauhary et al., 2020· Heinermann & Kramer, 2016).

Τυχαία δάση (RF)

Ο αλγόριθμος αυτός είναι το αποτέλεσμα της σύνθεσης ενός αριθμού δέντρων αποφάσεων, όπου το καθένα απ' αυτά έχει εκπαιδευτεί σε διαφορετικό σετ δεδομένων που τυχαία επιλέχθηκε από το σύνολο των δεδομένων και το οποίο πραγματοποιεί ξεχωριστή πρόβλεψη. Η τελική πρόβλεψη του αλγορίθμου αυτού προκύπτει από τον μέσο όρο των προβλέψεων όλων των δέντρων αποφάσεων που τον απαρτίζουν.



Εικόνα 32. Δομή αλγορίθμου τυχαία δάση

Η απλότητα, η ευελιξία αλλά και μικρός χρόνος που χρειάζεται για να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος τυχαίων δασών, τον καθιστούν ένα αρκετά χρήσιμο μοντέλο πρόβλεψης. Η αύξηση βέβαια της ακρίβειας πρόβλεψης προϋποθέτει περισσότερα δέντρα αποφάσεων, κάτι που καθιστά τον αλγόριθμο, πιο αργό. Σαν μοντέλο πρόβλεψης της παραγόμενης αιολικής ενέργειας, ο αλγόριθμος τυχαίων δασών είναι ιδιαίτερα αξιόπιστος με την ακρίβεια των προβλέψεων του να ξεπερνάει αυτή των παραδοσιακών μεθόδων, όπως διαπιστώνουν οι Zhou et al. (2016). Στην ακρίβεια αυτή μπορούν να συμβάλλουν εξωγενείς μεταβλητές εισόδου που προσφέρουν επιπλέον πληροφορίες, ενώ όταν οι μεταβλητές αυτές δεν είναι σχετικές, δεν προκαλείται καμία διαταραχή στο μοντέλο και τις προβλέψεις του (Lahouar & Slama, 2017).

k-Πλησιέστεροι γείτονες (k-NN)

Ο αλγόριθμος k-πλησιέστερων γειτόνων βρίσκει εφαρμογή κυρίως σε προβλήματα πρόβλεψης ταξινόμησης και σε μικρότερο βαθμό σε προβλήματα παλινδρόμησης. Στηρίζει τη λειτουργία του στη συλλογή πληροφοριών από τα σημεία δεδομένων που χρησιμοποιεί και στην ταξινόμηση αυτών βάσει ομοιότητας χαρακτηριστικών που παρουσιάζουν. Κάθε φορά που εμφανίζονται νέα δεδομένα, αυτά εύκολα κατατάσσονται σε μια από τις ήδη υπάρχουσες αποθηκευμένες κατηγορίες. Στον αλγόριθμο αυτό, σημαντική απόφαση είναι η επιλογή του k, του αριθμού δηλαδή των όμοιων περιπτώσεων ή αλλιώς των πλησιέστερων γειτόνων. Στα χαρακτηριστικά που

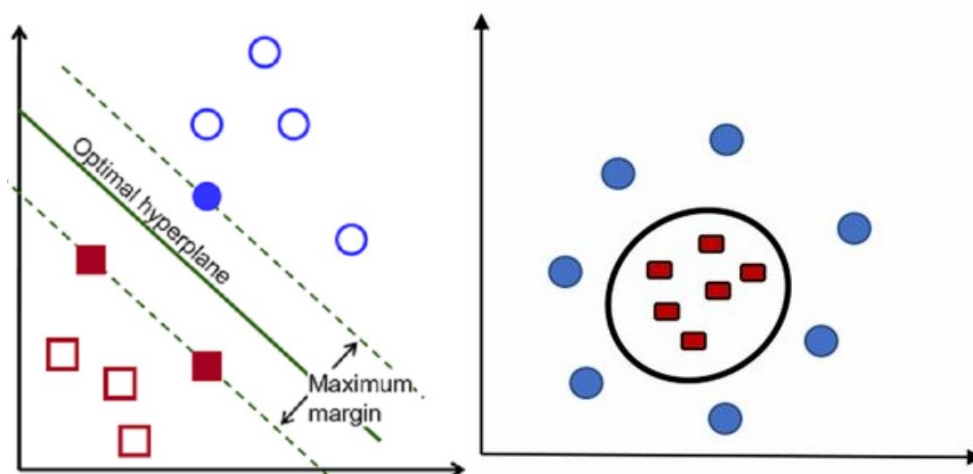
συντείνουν στην επιλογή του συγκεκριμένου αλγόριθμου αναγνωρίζονται η απλότητά του, η ευκολία εφαρμογής του σε προβλήματα διαφόρων κατηγοριών, η γρήγορη προσαρμογή του στα νέα δεδομένα εκπαίδευσης, η απόδοσή του σε μη γραμμικές καταστάσεις και το ότι είναι μη παραμετρικός που σημαίνει ότι δεν πραγματοποιεί υποθέσεις για τα δεδομένα. Η αύξηση βέβαια του αριθμού των μεταβλητών εισόδου δυσκολεύει τον συγκεκριμένο αλγόριθμο στην πρόβλεψη, όπως και το σύνολο των δεδομένων όσο αυξάνεται τον καθιστά πιο αργό αλλά και προϋποθέτει μεγάλη υπολογιστική μνήμη καθώς όλα τα δεδομένα πρέπει να αποθηκεύονται. Η ακρίβεια του αλγόριθμου k -πλησιέστερων γειτόνων στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας έχει εκτιμηθεί ως εξαιρετικά υψηλή, όπως αποδεικνύουν οι μελέτες των Mangalova & Agafonov (2014) και Mangalova & Shesterneva (2016) και οι αξιολογήσεις τους σε παγκόσμιους διαγωνισμούς πρόβλεψης ενέργειας. Στην αποδοτικότητα της πρόβλεψης οι Yesilbudak et al. (2013) επισημαίνουν τη σημασία του αριθμού εισόδων που θα χρησιμοποιηθούν όπως και της κατάλληλης επιλογής του k .

Δίκτυα Bayesian (BN)

Σε προβλήματα ταξινόμησης, ως προβλεπτικό μοντέλο, συχνά χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος naïve Bayes. Στηριζόμενος στο θεώρημα του Bayes που δίνει τη δυνατότητα υπολογισμού της πιθανότητας μιας πρόβλεψης με βάση προγενέστερη γνώση, ο αλγόριθμος αυτός ενεργεί σχετικά απλά. Αρχικά εκπαιδεύεται από το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων σε μια γρήγορη διαδικασία που περιλαμβάνει την ταξινόμηση των δεδομένων σε πίνακα συχνοτήτων και στη συνέχεια δημιουργείται πίνακας πιθανοτήτων από τις προηγούμενες κατανεμηθείσες συχνότητες. Τέλος, χρησιμοποιώντας την εξίσωση του θεωρήματος Bayes, υπολογίζεται για κάθε τάξη η μεταγενέστερη πιθανότητα. Η τελική πρόβλεψη είναι αυτή της τάξης που παρουσιάζει την υψηλότερη μεταγενέστερη πιθανότητα. Η πολύ καλή προσέγγιση στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας με τη χρήση του αλγόριθμου naïve Bayes φανερώνει την αποτελεσματικότητα του συγκεκριμένου μοντέλου, ιδιαίτερα σε βραχυπρόθεσμες προβλέψεις ενώ όταν συνδυάζεται με αριθμητικές προβλέψεις του καιρού και με βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων, τα αποτελέσματα είναι ακόμα καλύτερα (Pan et al., 2015). Στην αξιοπιστία του αλγόριθμου naïve Bayes στις προβλέψεις ο Blonbou (2011) συμπληρώνει και τη συνεισφορά του στον έλεγχο της πολυπλοκότητας των δικτύων όπως και στην αξιολόγηση της αβεβαιότητας των προβλέψεων.

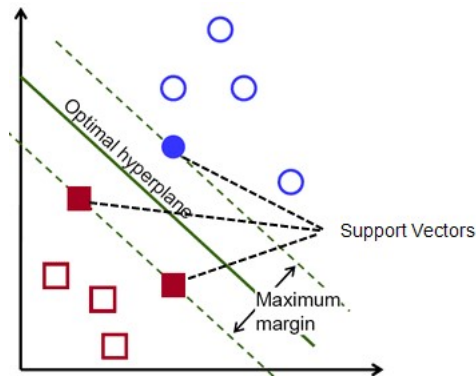
Μηχανή διανυσματικής υποστήριξης (SVM)

Ο αλγόριθμος SVM χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις ταξινόμησης και παλινδρόμησης, ευρύτερη όμως εφαρμογή βρίσκει στην πρώτη εξ' αυτών. Στον αλγόριθμο αυτό, κάθε στοιχείο των δεδομένων αποτυπώνεται ως σημείο, σε χώρο τόσων διαστάσεων όσος και ο αριθμός των συντεταγμένων που τα ορίζουν. Η διαδικασία της ταξινόμησης αποσκοπεί στην εύρεση του υπέρ-επίπεδου που διαχωρίζει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο στοιχεία δύο κατηγοριών. Ο διαχωρισμός αυτός που μπορεί να πραγματοποιηθεί με μια ευθεία γραμμή ή έναν κύκλο, είναι τόσο καλύτερος, όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση του πλησιέστερου στοιχείου της κάθε κατηγορίας από το υπέρ-επίπεδο (ευθεία γραμμή ή κύκλος).



Εικόνα 33. Ταξινόμηση με αλγόριθμο SVM

Τα σημεία που βρίσκονται πιο κοντά στο υπέρ-επίπεδο ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης και συμβάλλουν στη διαμόρφωση της θέσης του. Με βάση αυτά τα διανύσματα, επιτυγχάνεται η μεγιστοποίηση του περιθωρίου μεταξύ των ταξινομημένων στοιχείων των δύο κατηγοριών.

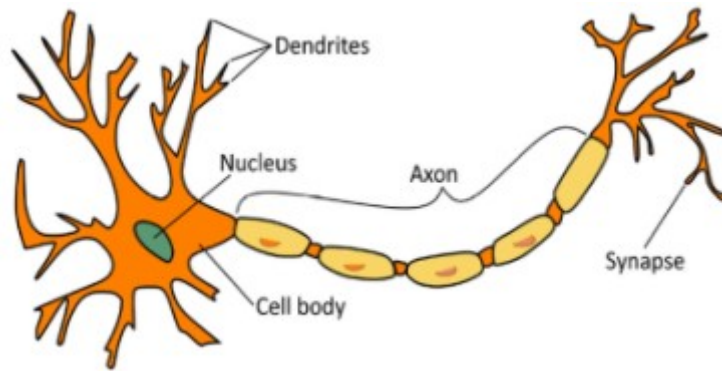


Εικόνα 34: Ταξινόμηση και διανύσματα υποστήριξης στον αλγόριθμο SVM

Ο αλγόριθμος SVM κατά τους Wang & Hu, (2015) είναι ιδιαίτερα αποδοτικός όταν χειρίζεται μικρό αριθμό δειγμάτων και μη γραμμικά δεδομένα. Και σε ότι αφορά την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας έχει αποδειχτεί ακριβής για βραχυπρόθεσμο και πολύ βραχυπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα (Zeng & Qiao, 2011· Li et al., 2020). Τα προβλεπόμενα αποτελέσματα μπορεί να είναι ακόμα καλύτερα όταν ο αλγόριθμος SVM συνδυάζεται και με άλλους αλγόριθμους, συνθέτοντας έτσι ένα υβριδικό μοντέλο (Wang et al., 2016· Zhongda et al., 2017).

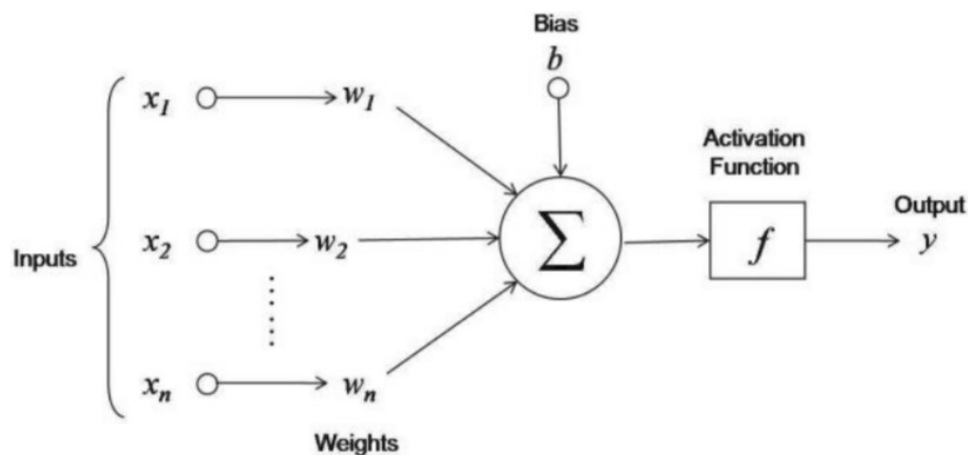
Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN)

Ο αλγόριθμος ANN εμπνευσμένος από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου και τον τρόπο που αυτός επεξεργάζεται τις πληροφορίες, σχηματίζεται με δομικά στοιχεία που προσομοιάζουν σε αυτά που ο εγκέφαλος χρησιμοποιεί και ακολουθεί έναν τρόπο υλοποίησης από τον οποίο προκύπτει ο χαρακτηρισμός του ως μαύρο κουτί. Στα πρότυπα του εγκεφάλου και των κυττάρων που τον συνθέτουν και ονομάζονται βιολογικοί νευρώνες, στα ANN διακρίνουμε τους τεχνητούς νευρώνες που αποτελούν τους συνδεδεμένους κόμβους του δικτύου. Κάθε νευρώνας διακρίνεται στο σώμα του που συνιστά τον πυρήνα του, στους δενδρίτες που είναι τα μέρη από τα οποία λαμβάνονται τα σήματα από άλλους νευρώνες και καθένας από τους οποίους περιλαμβάνει ένα μικρό κενό που ονομάζεται σύναψη, και στον άξονα που αποτελεί το μέσο σύνδεσης με τους άλλους νευρώνες.



Εικόνα 35. Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου

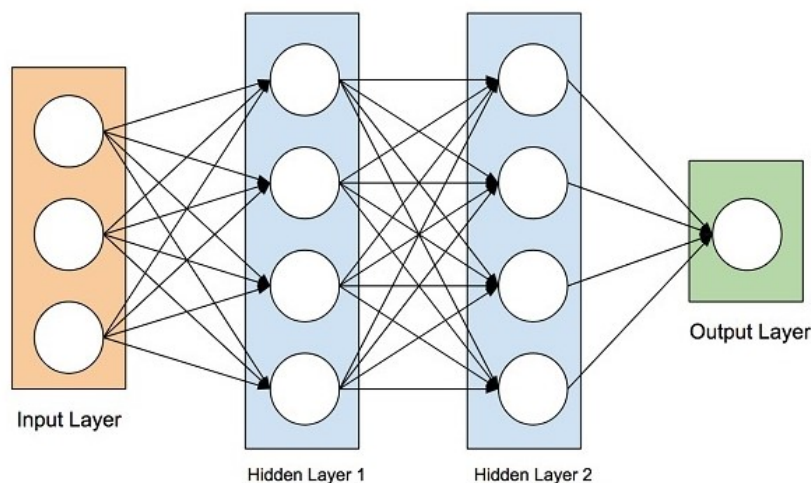
Ένας νευρώνας μέσω των δενδριτών, δέχεται ηλεκτρικά σήματα που το καθένα σταθμίζεται με το αντίστοιχο βάρος του νευρώνα από τον οποίο προέρχεται. Το άθροισμα των σταθμισμένων σημάτων, είναι πραγματικός αριθμός και συγκρίνεται με μια τιμή κατωφλίου. Αν ο αριθμός αυτός είναι μικρότερος από την τιμή κατωφλίου, ο νευρώνας δεν μεταφέρει το σήμα στο επόμενο επίπεδο, ενώ αν ο αριθμός είναι μεγαλύτερος από την τιμή κατωφλίου, τότε το σήμα μεταφέρεται σε άλλους νευρώνες.



Εικόνα 36: Λειτουργία τεχνητού νευρωνικού δικτύου

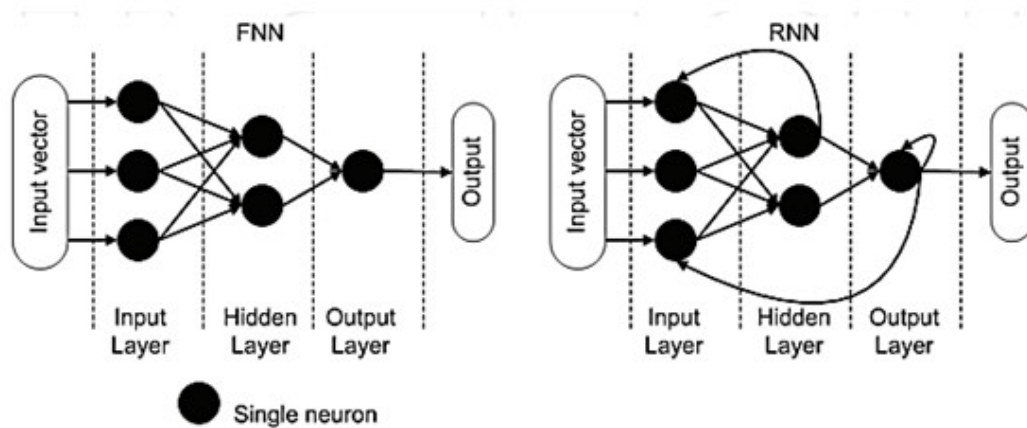
Ο τρόπος αυτός λειτουργίας των ANN περιγράφει μια δυναμική διαδικασία, στην οποία τα βάρη συνεχώς ανανεώνονται μέσω μιας ακολουθίας εκπαίδευσης που στοχεύει στην ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Το τέλος της εκπαίδευσης επιφέρει αλλαγμένα βάρη των οποίων οι βέλτιστες τιμές αποθηκεύονται για να χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια. Οι διάφορες αρχιτεκτονικές που συναντώνται στα ANN προσδιορίζονται από τον αριθμό των νευρώνων, τον τρόπο σύνδεσης αυτών, τον αριθμό των στρωμάτων, τον αλγόριθμο

εκπαίδευσης. Με βάση τον τύπο τους οι νευρώνες κατατάσσονται σε εισόδου, κρυμμένους ή υπολογιστικούς και εξόδου.



Εικόνα 37 Κατάταξη νευρώνων τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Οι νευρώνες εισόδου δεν εκτελούν κάποιον μαθηματικό υπολογισμό, απλά παρεμβάλλονται μεταξύ των εισόδων του δικτύου και των κρυμμένων νευρώνων. Αντιθέτως οι κρυμμένοι νευρώνες εκτελούν υπολογισμούς που περιλαμβάνουν τον πολλαπλασιασμό των σημάτων των εισόδων τους με τις αντίστοιχες τιμές βάρους και το άθροισμα των σταθμισμένων τιμών που έχουν προηγουμένως προκύψει. Τέλος, μέσω των νευρώνων εξόδου εξάγονται στο περιβάλλον οι τελικές τιμές εξόδων του νευρωνικού δικτύου. Αν οι νευρώνες που συνθέτουν ένα επίπεδο δεν συνδέονται με τους νευρώνες επιπέδου που προηγείται και άρα οι συνδέσεις έχουν μόνο μια φορά (πρόσθια κατεύθυνση), τότε το νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται πρόσθιας τροφοδότησης (Feedforward Neural Network – FNN). Ενώ, αν στο νευρωνικό δίκτυο υφίστανται συνδέσεις και προς επίπεδο που προηγείται ή ακόμα και μεταξύ νευρώνων που βρίσκονται στο ίδιο επίπεδο, τότε το νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται δίκτυο με ανατροφοδότηση (Recurrent/feedback Neural Network–RNN).



Εικόνα 38. Αρχιτεκτονικές τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Η ευκολία κατασκευής διαφόρων τοπολογιών νευρωνικών δικτύων έχει καταστήσει τις συγκεκριμένες μεθόδους αντικείμενο πολυπληθών εφαρμογών στην πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας. Στη μελέτη των Ti et al. (2021) το μοντέλο ANN που χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της παραγωγής αιολικού πάρκου, βελτίωσε σημαντικά τα αποτελέσματα σε σχέση με τα υπάρχοντα μοντέλα. Και στην ίδια υπεροχή των αποτελεσμάτων των ANN έναντι των τυπικών παραδοσιακών μεθόδων καταλήγει και η έρευνα του Chen (2020), τονίζοντας παράλληλα την επίδραση στα αποτελέσματα αυτά, της ταχύτητας και της κατεύθυνσης του ανέμου, της πυκνότητας του αέρα και του χρόνου. Αναγνώριση της επιδραστικής ισχύς των συγκεκριμένων προγνωστικών παραγόντων διαπιστώνει και ο Afshar (2016) ο οποίος συμπληρώνει σ' αυτούς τη θερμοκρασία, τη διάτμηση του ανέμου, τη σχετική υγρασία και τη διαθεσιμότητα της ανεμογεννήτριας. Στην ακρίβεια της πρόβλεψης οι Fan et al. (2008) συνοψίζουν ως βασικούς παράγοντες επιρροής, την δομή του νευρωνικού δικτύου και το μέγεθος του δείγματος των δεδομένων εκπαίδευσης.

4.5. Βαθιά μάθηση

Η βαθιά μάθηση, το υποπεδίο αυτό της μηχανικής μάθησης, τα τελευταία χρόνια γνώρισε μεγάλη ανάπτυξη εξ' αιτίας της αύξησης της υπολογιστικής ισχύς των ηλεκτρονικών υπολογιστών αλλά και της αύξησης της διαθεσιμότητας μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων. Η αποτελεσματικότητα των μοντέλων βαθιάς μάθησης στην ανάλυση δεδομένων μεγάλης κλίμακας, η ικανότητά τους να αυτοβελτιώνονται μέσα από την επεξεργασία των δεδομένων, η αποδοτικότητά τους και σε εφαρμογές μη

εποπτευόμενης μάθησης, αλλά και ο αυτοματοποιημένος τρόπος με τον οποίο εξάγουν χαρακτηριστικά χωρίς να εξαρτώνται από εμπειρογνώμονες, αποτέλεσαν μερικά μόνο πλεονεκτήματα έναντι των παραδοσιακών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

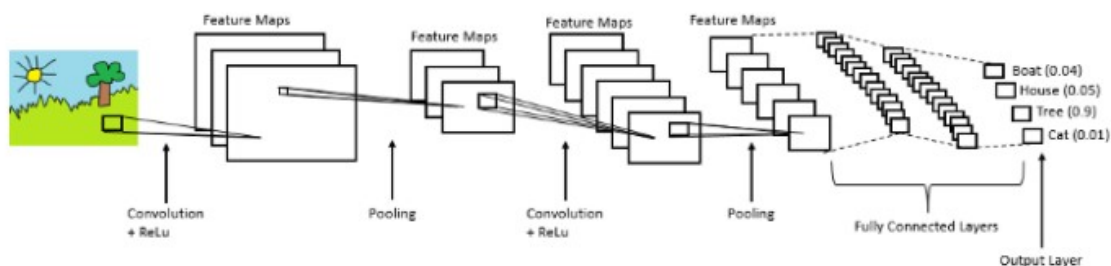
Οι δυνατότητες αυτές των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης προκάλεσαν την εκτεταμένη εφαρμογή τους και στον τομέα της ενέργειας και συγκεκριμένα στην πρόβλεψη της παραγόμενης από ανανεώσιμες πηγές, ενέργεια. Με τα ευρήματα των ερευνών να καταδεικνύουν την υψηλή ακρίβεια των προβλέψεων σε σχέση με αυτά των παραδοσιακών μεθόδων (Wu et al., 2016· Shamshirband et al., 2019· Arends et al., 2020). Χαρακτηριστικά, οι de Aquino et al. (2017) διαπιστώνουν υψηλότερη ακρίβεια αλγορίθμου βαθιάς μάθησης στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, έναντι τεχνητών νευρωνικών δικτύων και συστημάτων ασαφούς λογικής. Και οι Foley et al. (2012) ανάλογα συμπεραίνουν ότι στη δημοσιευμένη βιβλιογραφία, τα βαθιά μοντέλα νευρωνικών δικτύων ξεπερνούν τα μοντέλα δέντρων παλινδρόμησης, τυχαίων δασών, μηχανών διανυσματικής υποστήριξης, και πλησιέστερου γείτονα, τόσο σε ότι αφορά τις πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, όσο και τις βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες.

4.5.1. Αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης

Στην περαιτέρω εξέλιξη της μηχανικής μάθησης και των κλασσικών αλγορίθμων της, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα στη βαθιά μάθηση αναβαθμίζονται, γίνονται μεγαλύτερα και πιο περίπλοκα, χρησιμοποιούν πλέον πολλαπλά επίπεδα, ενώ τα δεδομένα εκτός από περισσότερα μπορούν να περιλαμβάνουν κείμενα, ήχους, εικόνες, βίντεο. Για την πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας σύμφωνα με τους Liu et al. (2019) έχουν εφαρμοστεί περισσότεροι από 30 αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης. Μερικοί εκ των οποίων είναι: τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks – CNN), τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks – RNN), τα δίκτυα μακροπρόθεσμης μνήμης (LongShort–Term Memory Networks – LSTM), το πολυεπίπεδο perceptron (MultiLayer Perceptron – MLP), τα χρονικά συνελκτικά δίκτυα (Temporal Convolutional Networks – TCN), τα δίκτυα βαθιάς πεποίθησης (Deep Belief Networks–DBN), τους αυτόματους κωδικοποιητές (Autoencoder – AE), την περιορισμένη μηχανή Boltzmann (Restricted Machine Boltzmann – RMB), την περιορισμένη επαναλαμβανόμενη μονάδα (Gated Recurrent Unit – GRU), τα γενετικά διαφορικά δίκτυα (Generative Adversarial Networks – GAN) κ.α.

Συνελκτικὰ νευρωνικά δίκτυα (CNN)

Τα συνελκτικὰ νευρωνικά δίκτυα, με τοπολογία συνδέσεων των νευρώνων που έχει σημείο αναφοράς την οργάνωση περιοχής του οπτικού συστήματος των ζώων, δομείται σε τρία επίπεδα: επίπεδο εισόδου, πολλαπλά κρυμμένα στρώματα και επίπεδο εξόδου. Το ενδιάμεσο επίπεδο, τα κρυμμένα στρώματα, είναι μια διαδοχή από στρώματα: συνέλιξης, διορθωμένης γραμμικής μονάδας, συγκέντρωσης, πλήρως συνδεδεμένα και ομαλοποίησης.



Εικόνα 39. Δομή αλγόριθμου CNN

Τα εποπτευόμενα αυτά δίκτυα με ανεπτυγμένη την ικανότητα αυτόματης μάθησης των χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εκπαίδευσης, χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση εικόνων και προσώπων, την ανίχνευση αντικειμένων, την ανεύρεση μοτίβων και την ταξινόμηση (Ju et al., 2019). Στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας το μοντέλο βαθιάς μάθησης CNN διαπιστώνεται αποδοτικότερο σε σχέση με ένα απλό μοντέλο ANN όπως είναι το νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας (FNN), ενώ παράλληλα είναι ικανό να διαπιστώνει το βαθμό συσχέτισης μεταξύ των καιρικών δεδομένων για συγκεκριμένη χρονική περίοδο και άρα η πρόβλεψη να γίνεται ακριβέστερη (Dou et al., 2018). Όμοια οι Gunavardham et al. (2019) στη δική τους έρευνα επίσης παρατηρούν υψηλότερη ακρίβεια του αλγόριθμου CNN στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, σε σύγκριση με τους αλγόριθμους ANN και ANFIS. Στην αποτελεσματικότητα των προβλέψεων των CNN συναινεί και η μελέτη των Yu et al. (2019) που διαπιστώνει την αυξημένη ακρίβεια δύο απλών μοντέλων συνελκτικών δικτύων σε σύγκριση με τα μοντέλα kNN και SVR. Επίσης η έρευνα επισημαίνει και τη βελτιστοποίηση του κόστους χρόνου της πρόβλεψης μέσω αυτών των συνελκτικών δικτύων.

Χρονικά συνελκτικικά δίκτυα (TCN)

Εξελκτικικά και με στόχο την ακόμα πιο ακριβής προσέγγιση στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας απ' ότi ένα CNN, αναπτύχθηκε το TCN. Το νευρωνικό αυτό δίκτυο αντιμετωπίζει προβλήματα των CNN όπως μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις καθώς και πτώσης της απόδοσης στην πρόβλεψη που προκύπτει από διασταλμένες αιτιώδεις συνελίξεις και υπολειμματικές συνδέσεις (Zhu et al., 2020). Βασικό πλεονέκτημα του TCN είναι το ότi δεν χρειάζεται να επιστρέφει προς τα πίσω για να επανεξετάσει τη χρονική κατεύθυνση του δικτύου, κι αυτό έχει σαν αποτέλεσμα μοντέλα με εύκολη και υψηλών δυνατοτήτων εκπαίδευση (Meka et al., 2021). Επίσης στα θετικά του συγκαταλέγονται οι απαιτήσεις μικρότερης μνήμης για εκπαίδευση όπως και η σταθερότητα βήματος.

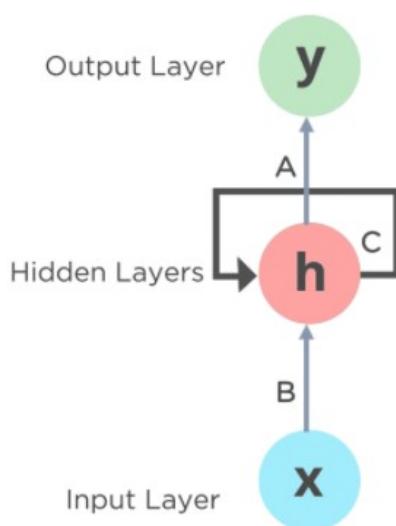
Ένα TCN λαμβάνοντας στην είσοδο μια ακολουθία οποιουδήποτε μήκους, στην έξοδο του παράγει μια ακολουθία επίσης του ίδιου μήκους. Ενώ και η συνελίξη του είναι αιτιώδης, κάτι που εξασφαλίζει τη μη διαφυγή μελλοντικών πληροφοριών προς το παρελθόν. Για την επίτευξη αυτού του στόχου κάθε αποτέλεσμα σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή συνελίσσεται με στοιχεία του προηγούμενου επιπέδου από τη στιγμή αυτή και πριν. Η σύνθεση του TCN περιλαμβάνει μια μονοδιάστατη, πλήρως συνελκτική αρχιτεκτονική δικτύου, όπου το κάθε κρυμμένο επίπεδο συμπληρώνεται με μηδενικά στοιχεία προκειμένου να συνεχίσει να έχει το ίδιο μήκος με αυτό του επιπέδου της εισόδου (Yan et al., 2020).

Η υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης της αιολικής ενέργειας μέσω του TCN επαληθεύεται σε αρκετές μελέτες. Οι Zhu et al. (2020) διαπίστωσαν την υπεροχή του εν λόγω μοντέλου έναντι των SVM, MLP, LSTM, GRU στην βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας καθώς αυτό μπορεί να χαρτογραφήσει αποτελεσματικότερα την σύνθετη σχέση μεταξύ των μετεωρολογικών παραγόντων που επιδρούν στην παραγόμενη ενέργεια. Η ταχύτητα του ανέμου είναι εκείνος ο παράγοντας που επηρεάζει σε μεγαλύτερο βαθμό την εκτιμώμενη αιολική ενέργεια και η θερμοκρασία του αέρα ο παράγοντας που επιδρά ελάχιστα σε αυτή. Όμοια συμπεράσματα εξάγονται και από την μελέτη των Meka et al. (2021) όπου η ανωτερότητα του μοντέλου TCN διαπιστώνεται σε σχέση με τα μοντέλα LSTM, CNN+LSTM, MLR. Με την μεγαλύτερη θετική επιδραστική ισχύ στη συνολική ενέργεια, από τις μεταβλητές εισόδου να την έχει η ταχύτητα του ανέμου, ενώ την μεγαλύτερη αρνητική επιδραστική ισχύ την έχει η πίεση. Ασήμαντη προκύπτει η επίδραση

της θερμοκρασίας επιφάνειας, της υγρασίας, της ροής θερμότητας στην επιφάνεια και της πυκνότητας του αέρα.

Επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN)

Σε αυτό τον τύπο των νευρωνικών δικτύων, που λειτουργεί ιδιαίτερα αποτελεσματικά με δεδομένα χρονοσειρών (Le et al., 2015), οι έξοδοι δεν είναι ανεξάρτητες από τις εισόδους, αλλά εξαρτώνται από αυτές, καθώς η έξοδος του προηγούμενου βήματος αποτελεί είσοδο για το επερχόμενο. Και αυτό, στην απλούστερη εκδοχή του, γίνεται μέσω ενός κρυμμένου επιπέδου και μιας εσωτερικής μνήμης η οποία αποθηκεύει όλες τις σχετικές με τους υπολογισμούς πληροφορίες που έχουν προηγηθεί.



Εικόνα 40. Δομή αλγόριθμου RNN

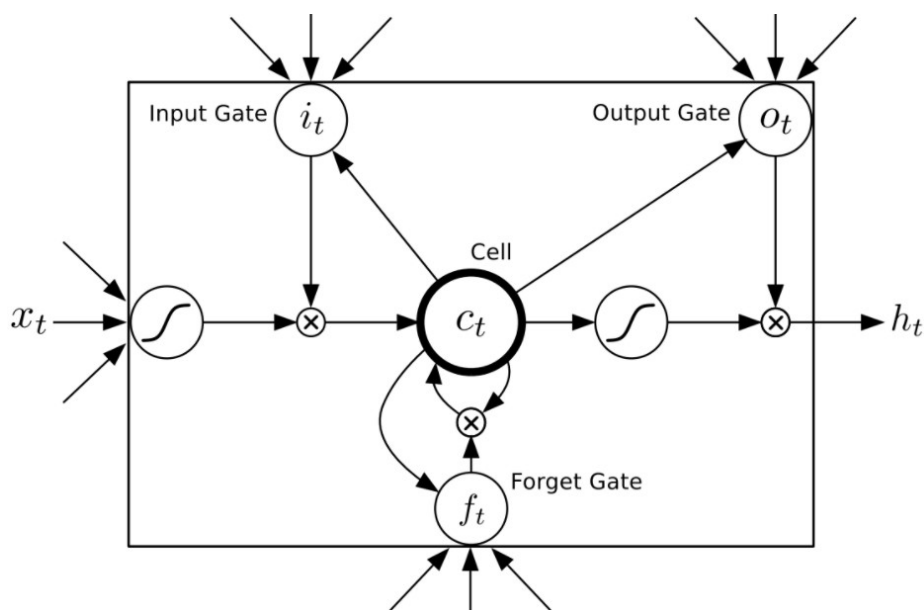
Σ' ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο με πολλά κρυφά επίπεδα, σε αντίθεση με ένα παραδοσιακό νευρωνικό δίκτυο όπου το κάθε κρυφό επίπεδο έχει το δικό του σύνολο προκατάληψης και βάρους, προσδίδονται οι ίδιες προκαταλήψεις και τα ίδια βάρη σε όλα τα επίπεδα κι έτσι μειώνονται οι παράμετροι και τα επίπεδα του δικτύου. Αυτό έχει σαν συνέπεια τη διευκόλυνση του RNN στην απομνημόνευση της προηγούμενης εξόδου, η οποία γίνεται είσοδος στο κρυφό επίπεδο που ακολουθεί. Με αυτό τον τρόπο μπορούν να αντικατασταθούν όλα τα κρυφά επίπεδα από ένα.

Η ικανότητα των RNN να επεξεργάζονται ακολουθίες εισόδων χρονοσειρών, τα καθιστά κατάλληλα για την εκτίμηση της παραγόμενης από ανανεώσιμες πηγές, ενέργεια (Ya-Lan, 2018). Στην προσπάθεια αύξησης της ακρίβειας πρόβλεψης της παραγόμενης

ενέργειας έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα, κάποια από τα οποία αποδεικνύονται πολύ αποδοτικά (Yu et al., 2019). Για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας οι Manero et al. (2018) διαπιστώνουν την ανωτερότητα του μοντέλου RNN έναντι αυτών της πολλαπλής παλινδρόμησης και της μηχανής διανυσματικής υποστήριξης. Αύξηση στην ακρίβεια βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης με χρήση αλγορίθμου RNN παρατηρούν και οι Shao et al. (2018). Στα αποτελέσματα της δικής τους έρευνας και στη σύγκριση του RNN με νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας (FNN) καταγράφεται βελτίωση στην ακρίβεια της πρόβλεψης που κυμαίνεται από 11% έως 33% ανάλογα με την εποχή για την οποία πραγματοποιείται. Η παρατηρούμενη βελτίωση αποδίδεται στην ικανότητα του RNN να συλλέγει τις αποφάσεις του παρελθόντος μέσω των βρόχων ανατροφοδότησης που έχουν οι νευρώνες του κι έτσι γίνεται πιο αποτελεσματικός.

Δίκτυα μακροπρόθεσμης μνήμης (LSTM)

Τα RNN παρά την αποτελεσματικότητά τους σε σχέση με τα παραδοσιακά νευρωνικά δίκτυα, έχουν ένα μειονέκτημα που αναφέρεται ως εξαφάνιση διαβαθμίσεων ή έκρηξη αυτών και είναι συνέπεια σφαλματικών σημάτων που κατευθύνονται ανάστροφα. Αποτέλεσμα αυτού είναι η δημιουργία βαρών που ταλαντώνονται ή η εξαφάνιση μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων (Moreno et al., 2020). Τα δίκτυα LSTM, κατά τους Hochreiter & Schmidhuber (1997) αντιμετωπίζουν το παραπάνω πρόβλημα, εισάγοντας μηχανισμούς πύλης για να ελέγχεται η κατεύθυνση των πληροφοριών μεταξύ των επιπέδων. Συγκεκριμένα ένα LSTM περιλαμβάνει ένα κελί μνήμης και τρεις πύλες: μια εισόδου, μια εξόδου και μια απώλειας. Το κελί μνήμης χρησιμοποιείται για απομνημόνευση των προσωρινών τιμών. Οι πύλες εισόδου και εξόδου είναι υπεύθυνες για την προστασία του κελιού από τη ροή ενεργοποίησης προς τα εμπρός και τη ροή σφάλματος προς τα πίσω (Kisvari et al., 2021). Και η πύλη απώλειας είναι αυτή που ελέγχει την ποσότητα των πληροφοριών των ιστορικών δεδομένων που θα αγνοηθούν (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).



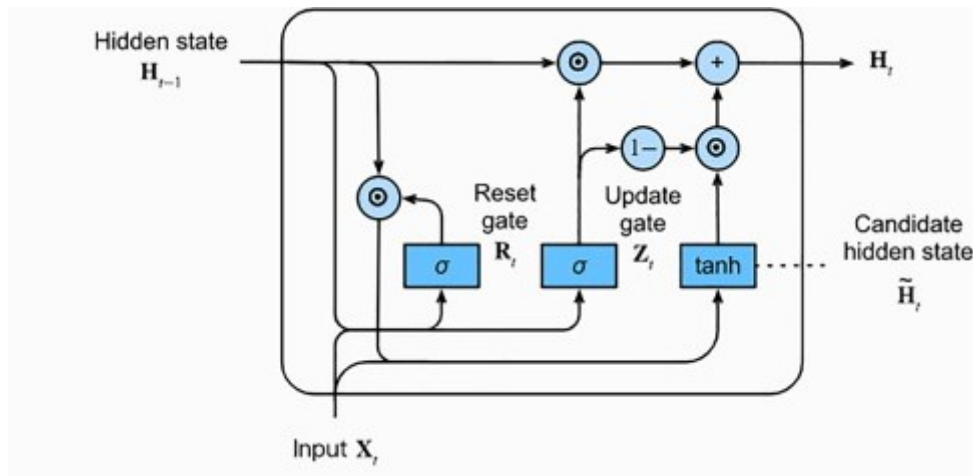
Εικόνα 41. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου LSTM

Ένα μεγάλο πλήθος διάφορων αρχιτεκτονικών LSTM έχουν αναπτυχθεί και έχουν χρησιμοποιηθεί ανάλογα με το πρόβλημα που πρέπει ν' αντιμετωπιστεί κάθε φορά (Gers et al., 2002· Sutskever et al., 2014). Στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, οι Shi et al. (2018) αποτιμούν το LSTM ως ακριβέστερο των παραδοσιακών νευρωνικών δικτύων. Οι Xiaoyun et al. (2016) επίσης κρίνουν το μοντέλο LSTM ως πιο αποτελεσματικό, καθώς για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας διαπίστωσαν μεγαλύτερη ακρίβεια του εν λόγω μοντέλου σε σχέση με αυτό του νευρωνικού δικτύου οπίσθιας διάδοσης όσο και με αυτό της μηχανής διανυσματικής υποστήριξης. Και ο Du (2019) επισημαίνει τη βελτίωση στην ακρίβεια του μοντέλου αν εκτός από τα δεδομένα της αιολικής ενέργειας, συμπεριληφθούν και δεδομένα πρόγνωσης καιρού. Ένα βήμα πιο πέρα οι Cali & Sharma (2019) συμπληρώνουν ότι από τις μεταβλητές εισόδου που χρησιμοποίησαν στο δικό τους μοντέλο, η επιφανειακή πίεση ασκεί αρνητική επίδραση στην απόδοση αυτού, ενώ η θερμοκρασία αντίθετα ασκεί θετική επίδραση στην απόδοσή του.

Περιορισμένη επαναλαμβανόμενη μονάδα (GRU)

Ο αλγόριθμος αυτός, εμπνευσμένος από τον LSTM, με απλούστερη μορφή καθώς δεν διαθέτει κελί μνήμης και πύλη εξόδου, στοχεύει (όπως κι ο LSTM) στην αντιμετώπιση της εξαφάνισης διαβαθμίσεων ή έκρηξης αυτών, που παρουσιάζουν τα RNN. Χρησιμοποιεί δύο πύλες, την πύλη ενημέρωσης και την πύλη επαναφοράς, που

καθορίζουν πόσα από τα προηγούμενα δεδομένα πρέπει να διατηρηθούν και να μεταφερθούν σε επόμενη φάση και πόσα από τα προηγούμενα δεδομένα πρέπει να παραβλεφθούν, αντίστοιχα.



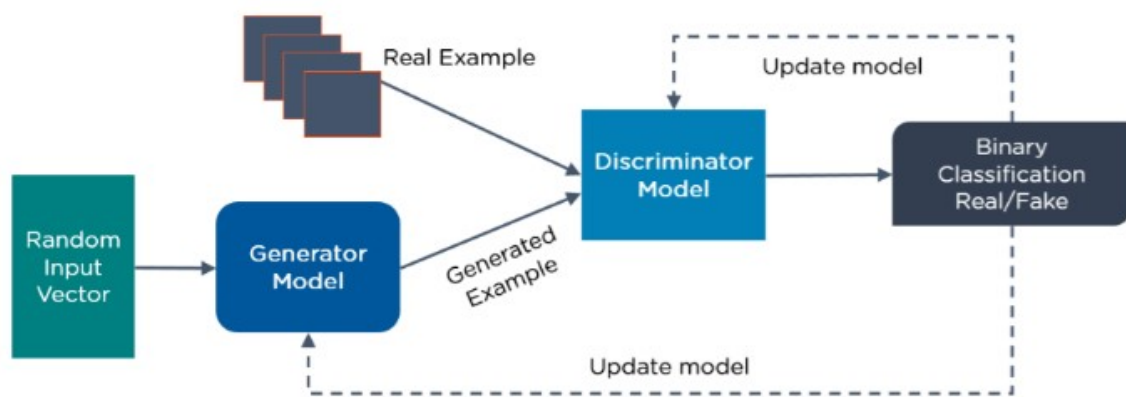
Εικόνα 42. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου GRU

Στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, η εφαρμογή του μοντέλου GRU, στην μελέτη των Kisvari et al. (2021), έδωσε αποτελέσματα μεγαλύτερης ακρίβειας σε σχέση με το μοντέλο LSTM σε όλες τις δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν ενώ το υπολογιστικό κόστος παρέμεινε μικρότερο. Επίσης και ο χρόνος εκπαίδευσης του GRU ήταν μικρότερος, απόρροια της απλούστερης δομής του και των λιγότερων παραμέτρων που διαθέτει. Η ανωτερότητα του συγκεκριμένου μοντέλου επιβεβαιώνεται και από τους Hossain et al. (2020) που διαπιστώνουν ακριβέστερη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας με το GRU σε σχέση με τα μοντέλα LSTM, Bi-LSTM, RNN και υστέρησή του μόνο έναντι του υβριδικού μοντέλου που χρησιμοποιούν.

Γενετικά διαφορικά δίκτυα (GAN)

Πρόκειται για έναν αλγόριθμο μη εποπτευόμενης μάθησης που ενεργεί ανακαλύπτοντας και μαθαίνοντας μοτίβα από τα δεδομένα εισόδου, με τρόπο που το ανακάλυπτον μοντέλο να μπορεί να παράγει νέα παραδείγματα που θα στηρίζονται στα αρχικά δεδομένα. Αποτελείται από δύο δομικά στοιχεία: το πρώτο λειτουργεί ως γεννήτρια η οποία εκπαιδεύεται να παράγει ψεύτικα δείγματα και το δεύτερο με ρόλο διαχωριστή, που προσπαθεί να αναγνωρίσει και να ταξινομήσει σε δυαδική μορφή τα αληθινά δείγματα δεδομένων από τα ψεύτικα παραδείγματα της γεννήτριας. Τα εξαγόμενα

αποτελέσματα προωθούνται στη γεννήτρια και τον διαχωριστή για την ενημέρωση του μοντέλου. Με τον τρόπο αυτό γεννήτρια και διαχωριστής εκπαιδεύονται μαζί αλλά και ανταγωνίζονται μεταξύ τους. Το μοντέλο φτάνει στην ιδανική του κατάσταση όταν ο διαχωριστής δεν είναι σε θέση να διακρίνει τα ψεύτικα από τα αληθινά δείγματα. Τα νέα δεδομένα που δημιουργεί ο αλγόριθμος GAN έχουν την ίδια κατανομή με τα αρχικά, ενώ ταυτόχρονα διατηρείται η ποικιλομορφία αυτών που παράγονται (Wang et al., 2017).

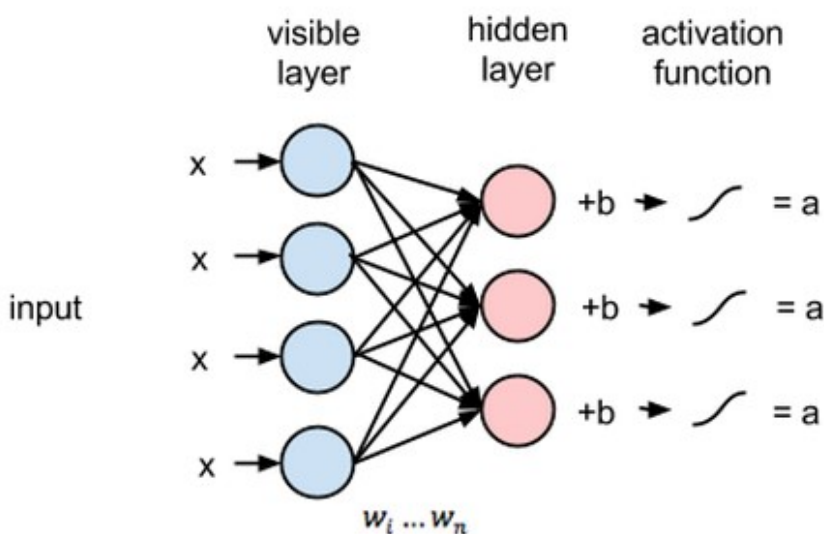


Εικόνα 43. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου GAN

Η μεγαλύτερη συνεισφορά του GAN κατά τους Chen et al. (2018) έγκειται στην ικανότητα του να αντιλαμβάνεται και να εξηγεί την μη φανερή δομή των δεδομένων εισόδου, ακόμα κι όταν αυτά είναι μη κωδικοποιημένα. Αυτό έχει ιδιαίτερη αξία στην πρόβλεψη της παραγωγής των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας όπου τα μη εποπτευόμενα χαρακτηριστικά των δεδομένων εισόδου μπορούν μέσω του GAN να μαθαίνονται αυτόματα (Wang et al., 2019). Στις περιπτώσεις μάλιστα που λείπουν αρκετά δεδομένα από τα αρχικά, ο αλγόριθμος αυτός είναι ο πλέον κατάλληλος. Οι επιδόσεις του GAN στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, στην μελέτη των Zhou et al. (2021) χαρακτηρίζονται από όμοιες τάσεις παραλλαγής με την πραγματική παραγόμενη αιολική ενέργεια και διαπιστώνεται επίσης η μεγάλη προσαρμοστικότητα και ευελιξία της μεθόδου. Συγκρινόμενη με άλλες μεθόδους (ARIMA, SVM, ρηγά ANN, ELM, CNN, RNN, DBN, RVFLN, υβριδικό μοντέλο DBN+WT) παρουσιάζει την καλύτερη απόδοση και αυτό συμβαίνει σε μικρό αλλά και σε μεγάλο μέγεθος δείγματος.

Περιορισμένη μηχανή Boltzmann (RMB)

Ο αλγόριθμος αυτός ενεργεί ως στοχαστικό νευρωνικό δίκτυο και στη σύνθεσή του περιλαμβάνονται ένα επίπεδο ορατών μονάδων και ένα επίπεδο κρυφών μονάδων. Στις συνδέσεις του, η κάθε μονάδα του ορατού επιπέδου συνδέεται με όλες τις μονάδες του κρυμμένου επιπέδου, ενώ δεν υπάρχει καμία σύνδεση μεταξύ μονάδων του ίδιου επιπέδου κάτι που εξηγεί και τον χαρακτηρισμό της συγκεκριμένης αλγοριθμικής μηχανής ως περιορισμένης.



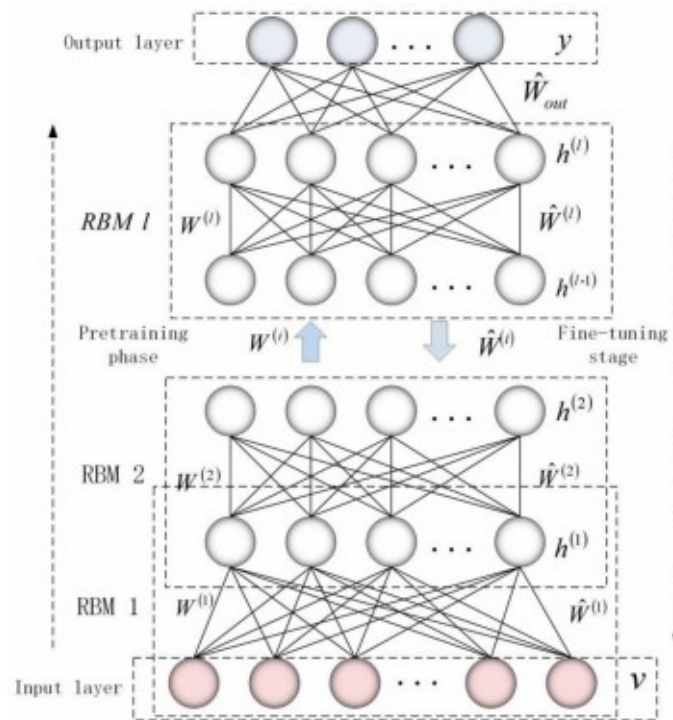
Εικόνα 44. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου RMB

Στο ορατό επίπεδο και για κάθε μονάδα του, αντιστοιχεί ένα στοιχείο από το σύνολο δεδομένων ως είσοδος. Οι μονάδες του κρυφού επιπέδου προσπαθούν να ανιχνεύσουν τα χαρακτηριστικά των δεδομένων μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών και λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη των συνδέσεων (Kuremoto et al., 2014). Σε υπολογιστικό επίπεδο, το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού της κάθε εισόδου με το αντίστοιχο βάρος της και στη συνέχεια αθροιζόμενο με την προκατάληψη της κρυμμένης μονάδας, οδηγείται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία υπολογίζει την έξοδο του κόμβου.

Δίκτυα βαθιάς πεποίθησης (DBN)

Όταν συνδυάζονται πολλές RMB, σχηματίζουν ένα DBN. Το δίκτυο αυτό διακρίνεται από αμφίδρομες συνδέσεις μεταξύ των επιπέδων που το συνθέτουν αλλά χωρίς συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων του ίδιου επιπέδου. Η διαδικασία μάθησης βασίζεται σε δύο στάδια, στην εποπτευόμενη και μη εποπτευόμενη μάθηση. Η προ-εκπαίδευση του

DBN περιλαμβάνει μια μη εποπτευόμενη μέθοδο ανάκλησης από επίπεδο σε επίπεδο προκειμένου να ληφθούν τα βάρη του δικτύου μέσω της διαφορετικής απόκλισης του αλγόριθμου. Στη συνέχεια για την προσαρμογή των βαρών επιλέγεται ένας αλγόριθμος εποπτευόμενης μάθησης οπίσθιας τροφοδοσίας. Η διαδικασία μάθησης είναι μη εποπτευόμενη από το επίπεδο εισόδου ως το ανώτερης μνήμης επίπεδο, ενώ είναι εποπτευόμενη στην αντίστροφη κατεύθυνση (Zhang & Liu, 2020).



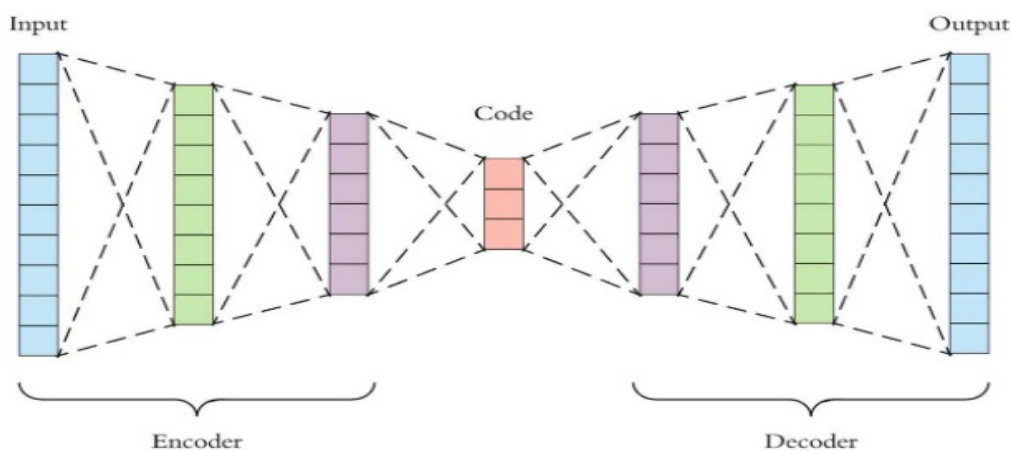
Εικόνα 45. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου DBN

Στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας το μοντέλο DBN έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως, με την αποτελεσματικότητα αυτής όμως να μεγαλώνει με την αύξηση της ποσότητας των δεδομένων (Hu et al., 2021). Οι Khan et al. (2018) αποδίδουν την αποτελεσματική εκτίμηση της αιολικής ενέργειας στην μη εποπτευόμενη προ-εκπαίδευση των RBM που συνθέτουν το DBN και στις ικανότητες γενίκευσης που έχουν, και που επιτρέπει στον συγκεκριμένο αλγόριθμο την εκμάθηση των διακυμάνσεων των μετεωρολογικών ιδιοτήτων. Στα αποτελέσματα της μελέτης τους, που εξετάζει την παραγωγή ενέργειας σε πέντε αιολικά πάρκα, διαπιστώνουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο DBN που εφαρμόζουν έχει σε αρκετές περιπτώσεις ακριβέστερα αποτελέσματα σε σχέση με άλλες εφαρμοζόμενες υβριδικές και σύνθετες τεχνικές, ενώ και ο χρόνος εκτέλεσης

είναι συγκριτικά μικρότερος για το DBN. Ανάλογη υπεροχή του DBN στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας δείχνει και η έρευνα των Wang et al. (2018), που διαπιστώνει μεγαλύτερη ακρίβεια κατά 44% του συγκεκριμένου αλγόριθμου, σε σχέση με αυτούς του BP και του MWNN.

Αυτόματοι κωδικοποιητές (AE)

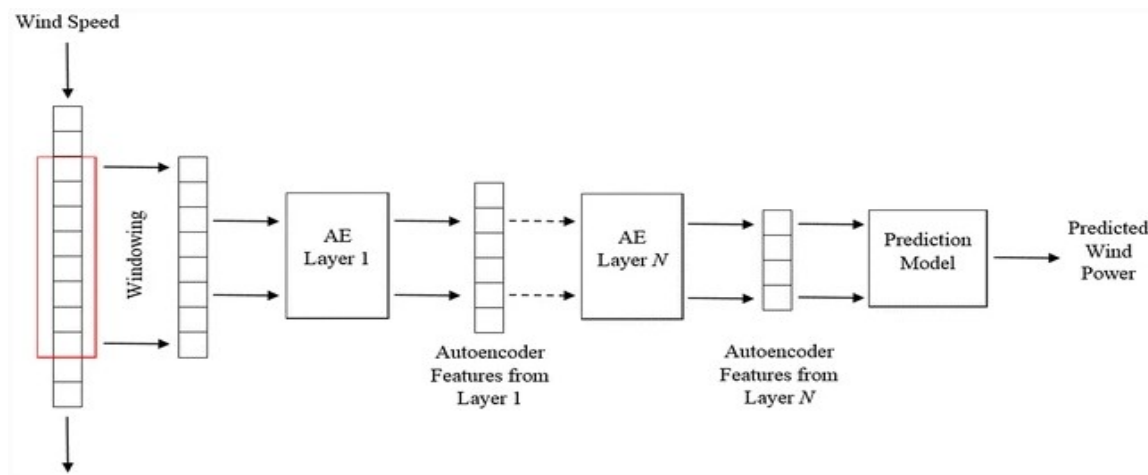
Ο μη εποπτευόμενος αυτός αλγόριθμος με χαρακτηριστική την ικανότητά του στη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων (Hinton & Salakhutdinov, 2006) και την αποτελεσματικότητά του στο χειρισμό μεγάλων ποσοτήτων αυτών (Saha et al., 2021), είναι σχεδιασμένος ώστε να αναπαράγει τα δεδομένα της εισόδου στην έξοδο. Αποτελούμενος από έναν κωδικοποιητή κι έναν αποκωδικοποιητή, σε πρώτη φάση στη διαδικασία της κωδικοποίησης μαθαίνει πώς να μειώσει τις διαστάσεις των δεδομένων εισόδου, συμπιέζοντας τα δεδομένα σε κωδικοποιημένη μορφή. Στη συνέχεια με τη διαδικασία της αποκωδικοποίησης, ο αλγόριθμος ανακατασκευάζει την κωδικοποιημένη μορφή των δεδομένων με τρόπο που αυτή να προσεγγίζει την αρχική είσοδο.



Εικόνα 46. Δομή και λειτουργία αλγόριθμου AE

Η χρησιμότητα του αυτόματου κωδικοποιητή σύμφωνα με τους Song et al. (2013) συνοψίζεται στην “εξαγωγή μη γραμμικών σχέσεων από τις μεταβλητές εισόδου και στην μετατροπή της περίπλοκης μορφής δεδομένων σε μια σταθερή και αποτελεσματική μορφή”. Οι AE βρίσκουν εφαρμογή σ’ ένα ευρύ πεδίο, με ιδιαίτερα δημοφιλή τον τομέα της πρόβλεψης. Σε περιπτώσεις μάλιστα που απαιτούνται πιο εξελιγμένοι προγνωστικοί παράγοντες χρησιμοποιούνται οι στοιβαγμένοι αυτόματοι κωδικοποιητές (SAE), που είναι ένα πολυεπίπεδο δίκτυο αποτελούμενο από έναν απλό AE

σε κάθε επίπεδο. Και με τις προβλέψεις του κάθε επιπέδου να βασίζονται στο προηγούμενο και τα χαρακτηριστικά που αυτό παράγει. Οι SAE παρουσιάζουν στιβαρή απόδοση για υψηλού επιπέδου αφαιρέσεις χαρακτηριστικών και αναπαραστάσεις (Huang et al., 2019).



Εικόνα 47. Εξαγωγή χαρακτηριστικών αλγόριθμου AE για πρόβλεψη αιολικής ενέργειας

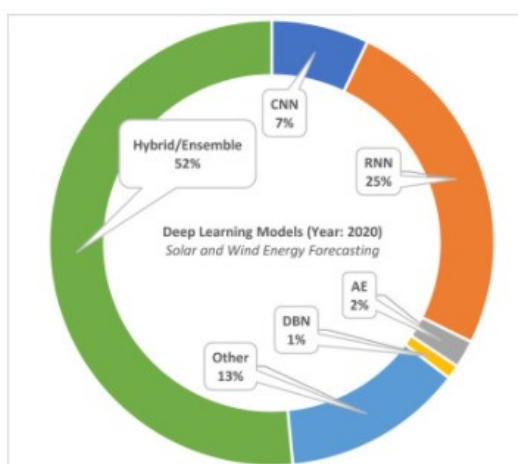
Η αποτελεσματικότητα των SAE στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας καταγράφεται στις μελέτες των (Jiao et al., 2018· Tasnim et al., 2017· Yan et al., 2018) όπου παρατηρείται υψηλότερη ακρίβεια του επιλεγμένου μοντέλου SAE έναντι άλλων μεθόδων. Προς την κατεύθυνση της επαύξησης της ακρίβειας πρόβλεψης και κυρίως της αδυναμίας αξιοποίησης πολλαπλών και ετερογενών μετρήσεων (Chen et al., 2020), αναπτύχθηκε και ο προγνωστικός στοιβαγμένος αυτόματος κωδικοποιητής (PSAE). Ο οποίος αποτελεί μια ενοποιημένη δομή που περιλαμβάνει πολλαπλούς SAE, μπορεί να μαθαίνει ετερογενή χαρακτηριστικά και να πραγματοποιεί προβλέψεις σε αλληλουχία εκπαίδευσης ανά επίπεδο.

Υβριδικά μοντέλα

Όταν συνδυάζονται δύο ή περισσότεροι αλγόριθμοι ή μέθοδοι τότε συνίσταται ένα υβριδικό μοντέλο. Στόχος του οποίου είναι να συνδυάσει χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα των μερών που το συνθέτουν κι έτσι να επιτευχθούν επιδόσεις ανώτερες από τα μεμονωμένα μοντέλα και κατά συνέπεια καλύτερη προσέγγιση του επιθυμητού στόχου. Τα υβριδικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, σύμφωνα με τους Liu et al. (2019) συμπεριλαμβάνουν τις ακόλουθες μεθόδους: αποσύνθεση δεδομένων, επιλογή χαρακτηριστικών, μεταευσριστική βελτιστοποίηση,

συνολική μάθηση κ.α. Στην αποσύνθεση δεδομένων οι χρησιμοποιούμενες τεχνικές επιδιώκουν τη μετατροπή των αρχικών χρονοσειρών σε λιγότερο μη στατικές. Ενώ με την επιλογή χαρακτηριστικών, αλγόριθμοι αναλαμβάνουν την κατασκευή υποσυνόλου χαρακτηριστικών ή την απομάκρυνση αυτών που κρίνονται περιττοί. Και οι δύο αυτές μέθοδοι συνεισφέρουν στην καλύτερη αξιοποίηση της απόδοσης των δεδομένων. Οι δύο άλλες μέθοδοι επικεντρώνονται στους προγνωστικούς παράγοντες και πως αυτοί μπορούν να κάνουν την πρόβλεψη καλύτερη. Η μεταευστική βελτιστοποίηση εξετάζει τις παραμέτρους εκείνες που κάνουν βέλτιστη την πρόβλεψη και η συνολική μάθηση εντάσσει τα πολλαπλά εκείνα προβλεπτικά μέρη που διαμορφώνουν ένα ικανότερο μοντέλο.

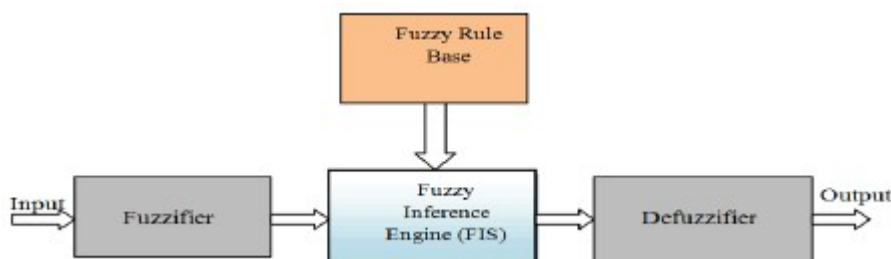
Τα υβριδικά μοντέλα με τους απεριόριστους τρόπους που μπορούν να συντεθούν ανάλογα με τους αλγόριθμους και τις μεθόδους που θα επιλεγούν ως δομικά τους μέρη, έχουν καταφέρει αποδόσεις πρόβλεψης, ανώτερες από τα επί μέρους μοντέλα (Qian et al., 2019· Varanasi et al., 2020· Wang et al., 2020). Δεν είναι τυχαίο εξάλλου το ενδιαφέρον σε επίπεδο ερευνών που υπάρχει τα τελευταία χρόνια για τα υβριδικά μοντέλα. Όπως σημειώνουν οι Alkhayat & Mehmood (2021), στην ιστοσελίδα Science το έτος 2020 παραπάνω από τα μισά άρθρα που δημοσιεύτηκαν αφορούσαν υβριδικά μοντέλα, ενώ για τα έτη 2016 έως 2020 ο αριθμός των δημοσιευμένων άρθρων που αφορούσαν υβριδικά μοντέλα ήταν 110 και για όλα τα υπόλοιπα ήταν 136. Και ως εξήγηση αυτής της τάσης, επισημαίνουν την ανωτερότητα αυτών των μοντέλων έναντι των μεμονωμένων μοντέλων βαθιάς μάθησης, όπως προκύπτει απ' όλα τα συγκριτικά πειράματα που διεξήχθησαν.



Εικόνα 48. Μοντέλα πρόβλεψης ηλιακής και αιολικής ενέργειας που αναφέρονται σε δημοσιεύσεις στην ιστοσελίδα Science για το έτος 2020.

4.6. Ασαφής λογική (Fuzzy logic)

Πρόκειται για μια προσέγγιση που παρουσιάζει ομοιότητες με την ανθρώπινη λογική και που βασιζόμενη σε προσεγγιστικό συλλογισμό προσπαθεί να ποσοτικοποιήσει τις πληροφορίες. Οι έννοιες αληθές και ψευδές ή 0 και 1 που χρησιμοποιεί η υπολογιστική επιστήμη, όπως παρατήρησε ο Zadeh, (1965) στην ανθρώπινη λογική περιλαμβάνουν κι άλλες ενδιάμεσες δυνατότητες. Είναι οι ενδιάμεσες τιμές που εκφράζουν το αληθές ή το ψευδές μέχρι κάποιο βαθμό. Με τα ασαφή λογικά συστήματα επιχειρείται η μη γραμμική χαρτογράφηση των δεδομένων εισόδου σε κλιμακωτά δεδομένα εξόδου. Ένα τέτοιο σύστημα ακολουθεί μια αλληλουχία τεσσάρων βημάτων προκειμένου να παράγει έξοδο.

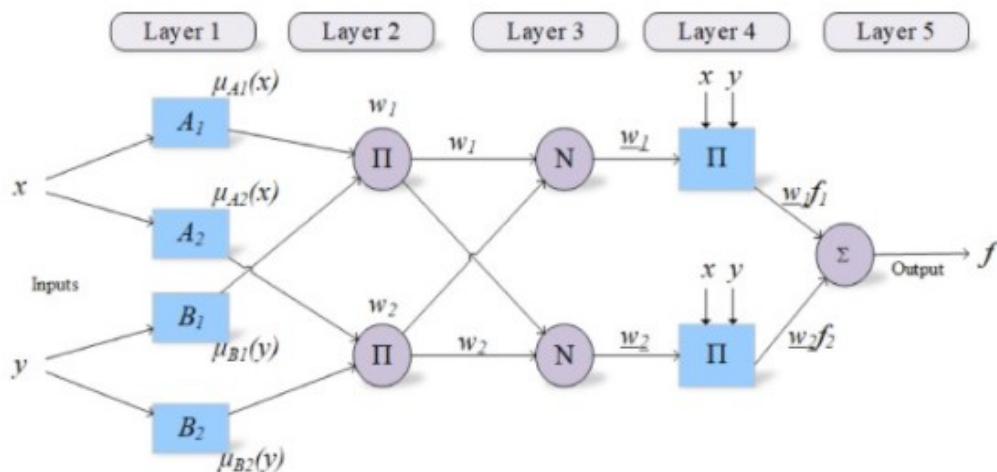


Εικόνα 49. Στάδια λειτουργίας συστήματος ασαφούς λογικής

- **Ασαφοποίηση (fuzzifier):** είναι η διαδικασία όπου τα ακατέργαστα δεδομένα εισόδου μετατρέπονται σε ασαφή σύνολα.
- **Βάση ασαφών κανόνων (fuzzy rule base):** είναι ένα σύνολο κανόνων, που ο καθένας τους αποτελεί μια έκφραση δομημένη από συνθήκες if και then που συσχετίζουν ασαφείς προτάσεις και συμμετέχουν έτσι στη λήψη αποφάσεων του συστήματος.
- **Ασαφής μηχανή συμπερασμάτων (fuzzy inference engine):** είναι το στάδιο κατά το οποίο στα ασαφή δεδομένα εισόδου ορίζονται οι κατάλληλοι σύμφωνα με τα πεδία εισόδου, κανόνες. Με την εφαρμογή αυτών των κανόνων παράγονται τα ασαφή σύνολα εξόδου.
- **Αποασαφοποίηση (defuzzifier):** είναι το τελευταίο βήμα της διαδικασίας και στο οποίο τα ασαφή σύνολα εξόδου μετατρέπονται σε σαφή τιμή εξόδου.

ANFIS

Το προσαρμοστικό σύστημα νευρο-ασαφών συμπερασμάτων (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System-ANFIS) είναι εκείνη η τεχνική που συνδυάζει τις ικανότητες αυτό-μάθησης των νευρωνικών δικτύων με την αποτελεσματικότητα στην επίλυση προβλημάτων που εμφανίζει η ασαφής λογική, και με στόχο την επαρκή εκτέλεση μιας λειτουργίας κυρίως όταν αυτή χαρακτηρίζεται από ανακρίβεια (Adeleji et al., 2019). Αποτελούμενο συνήθως από πέντε επίπεδα και με αρχιτεκτονική πρόσθια τροφοδοσίας, η δομή του κατά τους Haznedar & Kalinli (2018), συνοψίζεται ως εξής: στο πρώτο επίπεδο εκτελείται η διαδικασία ασαφοποίησης με την εφαρμογή των συναρτήσεων μέλους στα δεδομένα εισόδου. Στο δεύτερο επίπεδο, διαμορφώνονται οι κανόνες με τη συμβολή του ασαφούς συστήματος συμπερασμάτων. Στο τρίτο επίπεδο ομαλοποιείται το αποτέλεσμα του επιπέδου δύο, σε κάθε κόμβο, με την χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου. Στο τέταρτο επίπεδο τα ασαφή αποτελέσματα της εξόδου του προηγούμενου επιπέδου, αποκτούν αριθμητικές τιμές. Στο πέμπτο επίπεδο, η τελική έξοδος προκύπτει από το άθροισμα των εξόδων απ' όλους τους κόμβους του προηγούμενου επιπέδου.



Εικόνα 50. Δομή ANFIS δύο εισόδων και μιας εξόδου

Η ανάδειξη των πλεονεκτημάτων του ANFIS, μετά της ανάπτυξη της μεθόδου από τον Jang (1993), την έχει καταστήσει ιδιαίτερα δημοφιλής στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας. Οι Adedeji et al. (2020) που μελέτησαν διεξοδικά την εφαρμογή των μοντέλων ANFIS στην αιολική ενέργεια, παρατήρησαν σημαντικό επίπεδο ακρίβειας στην πρόβλεψη της παραγόμενης ενέργειας, όταν αυτά χρησιμοποιούνταν ως αυτόνομα μοντέλα και

ακόμα καλύτερα αποτελέσματα όταν δρούσαν σαν υβριδικά, συνδυαζόμενα με άλλα μοντέλα.

Στην μακροπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας οι Makhloufi et al. (2018) επιβεβαίωσαν την αξιοπιστία του ANFIS, χρησιμοποιώντας ως μεταβλητές εισόδου την ταχύτητα του ανέμου, τη θερμοκρασία, την πίεση, την ηλιακή ακτινοβολία και την υγρασία. Με την ανωτερότητα του ANFIS να επαληθεύεται και στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας. Οι Morshedizadeh et al. (2017) στην έρευνά τους και για μεταβλητές εισόδου που εκτός από μετεωρολογικές παραμέτρους, περιελάμβαναν και χαρακτηριστικά της ανεμογεννήτριας (ταχύτητα ρότορα, γωνία κλίσης πτερυγίου, κ.α.) διαπίστωσαν μεγαλύτερη ακρίβεια του δυναμικού δικτύου ANFIS που προτείνουν, σε σχέση με τα υπόλοιπα εξεταζόμενα μοντέλα (SVM, MLP, DNN–MRT, GPe, ANN, SVR, ARIMA). Η ταχύτητα του ανέμου είναι και σε αυτή την περίπτωση ο ισχυρότερα επιδραστικός παράγοντας στην πρόβλεψη της ενέργειας.

Η βελτίωση των αποτελεσμάτων είναι ακόμα μεγαλύτερη με την εφαρμογή υβριδικών συστημάτων. Αδυναμίες που αφορούν την επεξεργασία των δεδομένων, το χρόνο εκπαίδευσης του αλγόριθμου, το βαθμό εκτίμησης της πρόβλεψης κ.α., αντιμετωπίζονται με τη συνδυασμένη χρήση δύο ή περισσότερων μοντέλων. Οι Pousinho et al. (2011) βρήκαν καλύτερα αποτελέσματα συνδυάζοντας βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων με ANFIS. Η υπεροχή του μοντέλου τους προσδιορίζεται από τη μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης έναντι των ARIMA, NN, NNWT, WNF και από τον μικρότερο μέσο χρόνο υπολογισμού που αυτό απαιτεί. Οι Okumus & Dinler (2016) συνδύασαν το ANFIS με το FNN και σύγκριναν το υβριδικό μοντέλο με τα μεμονωμένα ANFIS, FNN. Για 11 από τις 12 περιπτώσεις δοκιμής που αφορούσαν ορίζοντα πρόβλεψης 24 ωρών με βήμα 1 ώρας, το υβριδικό μοντέλο αποδίδει καλύτερα.

Στη δική τους προσέγγιση για την πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας και για τον ίδιο χρονικό ορίζοντα (πρόβλεψη επόμενου 24ώρου με βήμα 1 ώρας) οι Zheng et al. (2017) πρότειναν ένα υβριδικό ANFIS διπλού σταδίου. Στο πρώτο στάδιο, χρησιμοποιώντας μετεωρολογικές παραμέτρους (ταχύτητα και κατεύθυνση ανέμου, πίεση–θερμοκρασία–υγρασία αέρα) και την καταγεγραμμένη από το σύστημα SCADA πραγματική τιμή της ταχύτητας του ανέμου στο αιολικό πάρκο, μέσω του ANFIS προβλέπεται η ταχύτητα του ανέμου στη συγκεκριμένη θέση του πάρκου και στο συγκεκριμένο ύψος των ανεμογεννητριών. Με βάση αυτή την εκτίμηση, στο δεύτερο στάδιο, το ANFIS προβλέπει την αιολική ενέργεια. Τα αποτελέσματα που εξάγονται,

συγκρινόμενα με τρία άλλα μοντέλα (DSN, υβριδικό με γενετικό αλγόριθμο και νευρωνικό δίκτυο–DSHGN, υβριδικό με PSO και νευρωνικό δίκτυο–DSHPN), φανερώνουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας και μικρότερο μέσο χρόνο υπολογισμού.

4.7. Αξιολόγηση πρόβλεψης

Η πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας διέπεται εγγενώς από αβεβαιότητα και αυτό κάνει αναγκαία τη δοκιμασία των αποτελεσμάτων των μοντέλων που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της. Για την αξιολόγηση των διαφόρων μεθόδων και της ακρίβειας με την οποία αυτές προβλέπουν την αιολική ενέργεια, χρησιμοποιούνται ορισμένα κριτήρια. Τα πιο συνηθισμένα είναι τα ακόλουθα:

Απόλυτο σφάλμα (Absolute Error–AE)

$$AE = \sum_{m=1}^M |Y_m^a - Y_m^f|$$

Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error–MAE):

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - f_i|}{n}$$

Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error– MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - f_i}{y_i} \right|$$

Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Square Error–RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2}{n}}$$

όπου n είναι ο αριθμός των δειγμάτων, y_i είναι η πραγματική τιμή, f_i είναι η προβλεπόμενη τιμή.

Ειδικότερα το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και η ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) ελέγχουν την ικανότητα πρόβλεψης και την ακρίβεια του προτεινόμενου μοντέλου. Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) αξιολογεί τη σχετική απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών της αιολικής ενέργειας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Ακραία φαινόμενα και μεγάλες καταστροφές, απόρροια της κλιματικής αλλαγής, με τέτοια ένταση και συχνότητα δεν είχε αντιμετωπίσει μέχρι τώρα ο πλανήτης. Με τη βιωσιμότητά του πλέον να τίθεται σε αμφισβήτηση, η ανάγκη αξιοποίησης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας κρίνεται επιτακτική. Για την ενσωμάτωση αυτών των πηγών με τρόπο που να προκαλεί τις λιγότερες δυνατές τεχνικές και οικονομικές συνέπειες σε όλους τους εμπλεκόμενους γύρω από την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, απαιτούνται αξιόπιστες τεχνικές που να προβλέπουν με ακρίβεια την ενέργεια που μπορούν να παράγουν.

Η αναζήτηση των τεχνικών με τις οποίες είναι δυνατή η πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, κατέδειξε τη διάκρισή τους σε φυσικές μεθόδους, σε στατιστικές μεθόδους, σε μεθόδους που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη και σε υβριδικές μεθόδους. Οι μέθοδοι της πρώτης κατηγορίας απαιτούν αριθμητικά μοντέλα πρόβλεψης καιρού, που σύμφωνα με τους Zhao et al. (2018) “προσομοιώνουν την ατμοσφαιρική δυναμική σύμφωνα με φυσικές αρχές και οριακές συνθήκες”. Χρησιμοποιούν πληροφορίες που αντλούν από την μετεωρολογία (ατμοσφαιρική πίεση, θερμοκρασία, ταχύτητα ανέμου, κατεύθυνση ανέμου κ.α.) και τις συνθήκες τοποθεσίας ενός αιολικού πάρκου (διάταξη ανεμογεννητριών, μορφολογία εδάφους, τραχύτητα επιφάνειας) και οι οποίες αποτελούν τα δεδομένα εισόδου στα αριθμητικά μοντέλα πρόβλεψης καιρού. Οι φυσικές μέθοδοι προϋποθέτουν την ύπαρξη εξειδικευμένου εξοπλισμού για την συλλογή και επεξεργασία των ατμοσφαιρικών και φυσικών δεδομένων και χρειάζονται μεγάλους υπολογιστικούς πόρους. Υπερέχουν σε προβλέψεις με μεσοπρόθεσμους ορίζοντες πρόβλεψης, ενώ δεν παρουσιάζουν καλή απόδοση στις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

Οι στατιστικές μέθοδοι είναι καθαρά μαθηματικά μοντέλα και κατασκευάζονται χρησιμοποιώντας τα ιστορικά δεδομένα του αιολικού πάρκου. Βασίζονται στη μαθηματική επιστήμη και με εργαλεία όπως η στατιστική, η θεωρία πιθανοτήτων και στοχαστικές διαδικασίες, παράγουν προβλέψεις. Στατιστικές μέθοδοι όπως είναι η μοντελοποίηση χρονοσειρών αποτελούν συχνή επιλογή για την εκτίμηση των μελλοντικών τιμών της παραγόμενης αιολικής ενέργειας. Ένα πλήθος μοντέλων ανάλυσης χρονοσειρών (αυτοπαλινδρόμηση, εκθετική εξομάλυνση, μέθοδος Holt–Winters, ARMA κ.α.) έχουν εφαρμοστεί για το σκοπό αυτό με τα περισσότερα όμως να μην μπορούν να επεξεργαστούν επαρκώς μη γραμμικά δεδομένα ενώ και η αποτελεσματικότητα της

πρόβλεψης σε περιπτώσεις με μεγαλύτερους χρονικούς ορίζοντες περιορίζεται σημαντικά. Η δυσκολία τους αυτή στη διαχείριση δεδομένων και η αξιοπιστία τους σε βραχυπρόθεσμες μόνο προβλέψεις, επέτεινε την αναζήτηση για την εύρεση ικανότερων μοντέλων.

Οι αδυναμίες των υπαρχόντων μεθόδων αντιμετωπίστηκαν σε μεγάλο βαθμό με την τεχνητή νοημοσύνη. Η ικανότητα της επιστήμης αυτής να αποδίδει στις μηχανές ευφυΐα, προσομοιάζοντας τη συμπεριφορά τους με αυτή του ανθρώπου, έδωσε την απαιτούμενη ώθηση για εξέλιξη σ' ένα πλήθος πεδίων που σχετίζονται με τον τομέα της ενέργειας. Τα τελευταία χρόνια οι τεχνικές πρόβλεψης που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη έχουν αποκτήσει ιδιαίτερη αποδοχή και έχουν αποδείξει στην πράξη την αποτελεσματικότητά τους, βελτιώνοντας την ακρίβεια των προβλέψεων. Σ' αυτό συνέβαλλε "η αξιοπιστία που επιδεικνύουν στη μοντελοποίηση πολύπλοκων και μη γραμμικών σχέσεων μεταξύ ενός συνόλου δεδομένων εισόδου και απόκρισης του συστήματος και στην αποσαφήνιση κρυμμένων προτύπων που υπάρχουν στα σύνολα δεδομένων (Malekmohamadi et al., 2011). Η αξιοποίηση των δυνατοτήτων των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης επιτυγχάνεται στον μέγιστο βαθμό με την επεξεργασία αυτών των δεδομένων και η οποία συνίσταται στην απομάκρυνση των ακραίων τιμών, στο χειρισμό των δεδομένων που λείπουν, στη μείωση διαστάσεων, στην αντιμετώπιση του θορύβου, στο φιλτράρισμα, στην κανονικοποίηση κ.α.

Με το υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης, τη μηχανική μάθηση, τα προγνωστικά μοντέλα δημιουργούνται με τη διαδικασία της μάθησης από μεγάλα και πολυδιάστατα δεδομένα. Η μηχανική μάθηση διακρίνεται σε εποπτευόμενη, μη εποπτευόμενη και ενισχυτική μάθηση με βάση τον τρόπο που εκπαιδεύεται ο κάθε αλγόριθμος σε σχέση και με τα δεδομένα που έχει στη διάθεσή του. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που έχουν αναπτυχθεί (Linear Regression, Multivariate Linear Regression, Bayesian Networks, Artificial Neural Networks, Random Forest, Decision Tree, Fuzzy Logic, Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor κ.α.) επιλέγονται για κάθε περίπτωση με βάση τα δεδομένα εισόδου (κωδικοποιημένα ή μη, εποπτευόμενη ή όχι μάθηση, μέγεθος δείγματος, γραμμικότητα δεδομένων), τα δεδομένα εξόδου (αν η έξοδος είναι αριθμός ή κατηγορία ή ομάδα αντιμετωπίζεται αντίστοιχα και σαν πρόβλημα παλινδρόμησης ή ταξινόμησης ή συσταδοποίησης), την πολυπλοκότητα που τους χαρακτηρίζει, την ακρίβεια του αποτελέσματος, το χρόνο που χρειάζονται για την εκπαίδευσή τους, το χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης κ.α.

Χαρακτηριστικότερη και ίσως η πιο δημοφιλής εφαρμογή αλγορίθμου μηχανικής μάθησης αποτελούν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Πρόκειται για μια κατασκευή εμπνευσμένη από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Με βασικό δομικό συστατικό τους, τους νευρώνες, συναντώνται σε διάφορες αρχιτεκτονικές που προσδιορίζονται από τον αριθμό των νευρώνων, τον τρόπο σύνδεσης αυτών, τον αριθμό των στρωμάτων τους, τον επιλεγόμενο αλγόριθμο εκπαίδευσης. Η ευκολία με την οποία κατασκευάζονται τοπολογίες νευρωνικών δικτύων και η ανοχή τους σε σφάλματα και θόρυβο καθώς και η αποτελεσματικότητά τους, καθιέρωσε τις συγκεκριμένες μεθόδους ως έναν από τους πλέον αξιόπιστους τρόπους στην αντιμετώπιση προβληματικών καταστάσεων που αφορούν τον τομέα της αιολικής ενέργειας. Η ανίχνευση σφαλμάτων και η διάγνωση, η βελτιστοποίηση του σχεδιασμού, ο αρτιότερος έλεγχος και κυρίως η πρόβλεψη της παραγωγής, είναι μερικά από τα σημαντικότερα πεδία που βρίσκουν εφαρμογή τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Υποσύνολο επίσης της τεχνητής νοημοσύνης και συνάμα κλάδος και επέκταση της μηχανικής μάθησης, η βαθιά μάθηση λόγω των ικανοτήτων της στη μη εποπτευόμενη μάθηση χαρακτηριστικών, στην εκπαίδευση μεγάλων συνόλων δεδομένων και στην ισχύ γενίκευσης, αποτέλεσε αντικείμενο μεγάλου ενδιαφέροντος. Με τις βιβλιογραφικές αναφορές να διαπιστώνουν μεγαλύτερο βαθμό ακρίβειας των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης στην πρόβλεψη της αιολικής ενέργειας, έναντι άλλων τεχνικών και σε κάθε χρονικό ορίζοντα όπως παρατηρούν οι de Aquino et al. (2017)• Foley et al. (2012), οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιήθηκαν ευρέως και συνεχίζουν να εξελίσσονται. Πιο μεγάλα, πιο περίπλοκα και με πολλαπλά επίπεδα, νευρωνικά δίκτυα, συνθέτουν τους αλγόριθμους βαθιάς μάθησης. Στην πρόβλεψη της παραγωγής αιολικής ενέργειας έχει εφαρμοστεί ένας μεγάλος αριθμός αλγορίθμων, μεταξύ των οποίων οι: Convolutionals Neural Networks, Recurrent Neural Networks, Long Short Term Memory Networks, Multi-Layer Perceptron, Temporal Convolutionals Networks, Deep Belief Networks, Autoencoder, Restricted Machine Boltzmann, Generative Adversarial Networks κ.α.

Με στόχο τη γρηγορότερη και ακριβέστερη εκτίμηση της παραγωγής της αιολικής ενέργειας, οι μέθοδοι και οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται, διαρκώς επαναπροσδιορίζονται. Την καλύτερη προσέγγιση στην επίτευξη αυτού του στόχου, μέχρι τώρα, φαίνεται πως την επιτυγχάνουν τα υβριδικά μοντέλα. Τα μοντέλα εκείνα δηλαδή που συνδυάζουν δύο ή περισσότερες τεχνικές της ίδιας ή διαφορετικών μεθόδων. Με την πρακτική αυτή αξιοποιούνται κατά τον καλύτερο τρόπο τα χαρακτηριστικά των

συνδυαζόμενων τεχνικών και αντιμετωπίζονται οι αδυναμίες τους, αποδίδοντας τα μέγιστα δυνατά οφέλη. Ο κύριος όγκος άλλωστε της ερευνητικής δραστηριότητας κατά το προηγούμενα έτη, σύμφωνα με τους Alkhatay & Mehmood (2021) επικεντρώθηκε στα υβριδικά μοντέλα. Και ανέδειξε την ανωτερότητα τους έναντι μεμονωμένων μοντέλων (Hong et al., 2019· Ju et al., 2019· Yan & Wu, 2020· Zhang et al., 2020).

Στην αποδεδειγμένη ανάγκη περαιτέρω αξιοποίησης των ανανεώσιμων πηγών στο ενεργειακό ισοζύγιο, η αιολική ενέργεια είναι βέβαιο ότι θα έχει κυρίαρχο ρόλο. Με την ενεργειακή συμμετοχή της τα τελευταία χρόνια να είναι ήδη πολύ παραγωγική, η ανάδειξη των δυνατοτήτων της από την υπεράκτια δραστηριότητα που μέχρι σήμερα έχει ελάχιστη συμμετοχή, είναι δεδομένο πως θα οδηγήσει σε νέες προοπτικές. Κομβική σημασία στη διαδικασία αυτή θα παίξει η πρόβλεψη του δυναμικού της αιολικής ενέργειας. Η ακριβής προσέγγιση της παραγωγής της συνδέεται με ένα σύνολο κρίσιμων τομέων όπως η βελτιστοποίηση της απόδοσης των αιολικών πάρκων, η αύξηση της κερδοφορίας, η διαχείριση των κινδύνων, η μείωση της υπερφόρτωσης των δικτύων κ.α.

Η εργασία αυτή προσπάθησε να αναλύσει τους βασικούς συντελεστές που αναφέρονται στην αιολική ενέργεια και κυρίως επιχείρησε να παρουσιάσει τις τεχνικές εκείνες με τις οποίες μπορεί να προσδιοριστεί η παραγωγή της. Κατέγραψε τα χαρακτηριστικά αυτών των τεχνικών και έδωσε παραδείγματα εφαρμογών τους, όπως μελετήθηκαν μέσα από τη βιβλιογραφική επισκόπηση. Είναι προφανές πως η αναμενόμενη αύξηση της διείσδυσης της αιολικής ενέργειας στα συστήματα ισχύος και η μεταβλητότητα που ούτως ή άλλως τη χαρακτηρίζει, δημιουργούν συνθήκες υψηλών απαιτήσεων στην πρόβλεψη της παραγωγής της. Οι μελλοντικές ερευνητικές προσπάθειες θα πρέπει να αναζητήσουν νέες τεχνικές, νέους συνδυασμούς τεχνικών στην πρόβλεψη της παραγωγής της αιολικής ενέργειας και να δοκιμάσουν την εγκυρότητα και αξιοπιστία αυτών σε διαφορετικές συνθήκες. Παράμετροι όπως τα επιλεγόμενα σύνολα των δεδομένων, η ανάλυση χρόνου, ο ορίζοντας πρόβλεψης, είναι σημαντικό να εξεταστούν πως και σε ποιο βαθμό επηρεάζουν την ακρίβεια του αποτελέσματος. Η αποκτηθείσα μέχρι τώρα εμπειρία, η εξέλιξη της τεχνολογίας και η συνεπακόλουθη αύξηση της υπολογιστικής ισχύος, η διαθεσιμότητα μεγάλων συνόλων δεδομένων και η ευκολία πρόσβασης σε αυτά, θα συμβάλλουν αποφασιστικά στην επίτευξη του στόχου.

BIBΛIOΓPAΦIA

- Adedeji, P., Akinlabi, S., Madushele, N. and Olatunji, O. (2020), «Neuro–fuzzy resource forecast in site suitability assessment for wind and solar energy: A mini review», *Journal of Cleaner Production*, 269, 122104.
- Adedeji, P., Masebinu, S., Akinlabi, S. and Madushele, N. (2019), «Adaptive neuro–fuzzy inference system (ANFIS) modelling in energy system and water resources», *Optimization Using Evolutionary Algorithms and Metaheuristics*, 117–133.
- Afshar, B. (2016), «*Wind Power Forecasting Using Artificial Neural Networks with Numerical Prediction – A Case Study for Mountainous Canada*», University of British Columbia, Canada
- Ahmed, A. and Khalid, M. (2019), «A review on the selected applications of forecasting models in renewable power systems», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 100, 9–21.
- Alkhayat, G. and Mehmood, R. (2021), «A review and taxonomy of wind and solar energy forecasting methods based on deep learning», *Energy and AI*, 4, 100060.
- Arends, E., Watson, S., Basu, S. and Cheneka, B. (2020), «Probabilistic wind power forecasting combining deep learning architectures», in *Proceedings of the 17th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, 1–6.
- Azlan, F., Kurnia, J., Tan, B. and Ismadi, M. (2021), «Review on optimisation methods of wind farm array under three classical wind condition problems», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 135.
- Baillie, R. & Chung, S. (2002), «Modeling and forecasting from trend–stationary long memory models with applications to climatology», *International Journal of Forecasting, Elsevier*, 18(2), 215–226.
- Bhandari, R., Kumar, B. and Mayer, F. (2020), «Life cycle greenhouse gas emission from wind farms in reference to turbine sizes and capacity factors», *Journal of Cleaner Production*, 277.
- Blonbou, R. (2011), «Very short–term wind power forecasting with neural networks and adaptive Bayesian learning», *Renewable Energy, Elsevier*, 36(3), 1118–1124.
- Boulouiha, M., Allali, A. and Denai, M. (2017), «Grid integration of wind energy systems: control design, stability, and power quality issues», *Clean Energy for Sustainable Development*, 239–335.
- Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1976), *Time Series Analysis Forecasting and Control*, Revised edition, San Francisco, CA: Holden–Day.
- Brown, R. (1956), *Exponential Smoothing for Predicting Demand*, Cambridge, Massachusetts: Arthur D. Little Inc. p. 15.
- Burton, T., Sharpe, D., Jenkins, N. and Bossanyi, E. (2001), *Hand book of wind energy* (2nd ed.), England: John Wiley & Sons.

Butaud, P., Aurélien, B., Thibaud, M. & Michel, M. (2013), *Etude aérodynamique instationnaire d'un rotor éolien de Savonius : mise en évidence de l'influence de la portance*, 21eme Congrès Français de Mécanique, France.

Cali, U. and Sharma, V. (2019), «Short-term wind power forecasting using long-short term memory based recurrent neural network model and variable selection», *International Journal of Smart Grid and Clean Energy*, 8(2), 103–110.

Cao, W., Xie, Y. Tan, Z. (2012), «Wind turbine generator technologies» in: Carriveau, R.(ed.). *Advances in wind power*, Intech, 177 – 202.

Caruana, R. and Niculescu-Mizil, A. (2006), «An empirical comparison of supervised learning algorithms», in Proceedings of the 23rd International Conference on ML, ACM, New York, USA.

Charles, H. (1957), «Forecasting Trends and Seasonal by Exponentially Weighted Averages». Office of Naval Research Memorandum. 52. reprinted in Holt, Charles C. (January–March 2004). «Forecasting Trends and Seasonal by Exponentially Weighted Averages», *International Journal of Forecasting*, 20 (1), 5–10.

Chauhary, A., Sharma, A., Kumar, A., Dikshit, K. & Kumar, N. (2020), «Short term wind power forecasting using machine learning techniques», *Journal of Statistics and Management Systems*, Developments and Advances in Renewable Energy systems, 23(1), 145–156.

Chen, J., Zhu, Q., Li, H., Zhu, L., Shi, D., Li, Y., Duan, X. and Liu, Y. (2020), «Learning Heterogeneous Features Jointly: A Deep End-to-End Framework for Multi-Step Short-Term Wind Power Prediction», in Proceedings of the IEEE Transactions on Sustainable Energy, 11(3), 1761–1772.

Chen, Y. 2020, « Research on Application of Neural Networks to Wind Power Prediction», *Journal of Physics*, 1533.

Chen, Y., Wang, Y., Kirschen, D. and Zhang, B. (2018), «Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks», in Proceedings of the IEEE Transactions Power Systems, 33 (3), 3265–3275.

Chhetri M., Lumpe M., Vo Q. and Kowalczyk R. (2017), «On forecasting amazon EC2 spot prices using time-series decomposition with hybrid look-backs», *Economics, Computer Science*, 158–165.

Coates, A., Ng, A. and Lee, H. (2011), «An analysis of single-layer networks in unsupervised feature learning», in Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics, Fort Lauderdale, Florida, USA, 215–223.

D'Ambrosio, M. and Medaglia, M. (2010), «*Vertical Axis Wind Turbines: History, Technology and Applications*», Master thesis in Energy Engineering, Hoskolan Halmstad.

Dabernig, M., Mayr, G. and Messner, J. (2015), «Predicting Wind Power with Reforecasts», *Weather and Forecasting*, 30(6), 1655–1662.

- de Aquino, R., Albuquerque, J., Neto, O., Lira, M., Ferreira, A. and Neto, A. (2017), «Influence of deep learning on precision improvement in predictive models of wind power generation», in Proceedings of the International Conference on Computation Science and Computational Intelligence (CSCI), 832–835.
- Dou, J., Liu, C. and Wang, B. (2018), «Short-term Wind Power Forecasting Based on Convolutional Neural Networks», *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 170(4).
- Du, M. (2019), «Improving LSTM Neural Networks for Better Short-Term Wind Power Predictions», in Proceedings of the IEEE 2nd International Conference on Renewable Energy and Power Engineering (REPE), 105–109.
- Erfani, A. and Samimi, A. (2009), «Long memory forecasting of stock price index using a fractionally differenced arma model», *Journal of Applied Sciences Research*, 5(10), 1721–1731.
- Fan, G., Wang, W. and Liu, C. (2008), «Wind power prediction based on artificial neural network», in Proceedings of the Society of Electrical Engineering, 28(34), 118–123.
- Ferrari J. (2020), ‘Influx of variable renewable energy sources, the way things are going’, *Electric Utility Resource Planning, Elsevier*, 2, 39–72.
- Ferreira, H. (2020), «Predicting Wind and Solar Generation from Weather Data Using Linear Regression», *Environmental Sciences*, 1–12.
- Ferreira, M., Santos, A. and Lucio, P. (2019), « Short-term forecast of wind speed through mathematical models», *Energy Reports*, 5, 1172–1184.
- Foley, A., Leahy, P., Marvuglia, A. and McKeogh, E. (2012), «Current methods and advances in forecasting of wind power generation», *Renewable Energy*, 37(1), 1–8.
- Gers, F., Schraudolph, N. and Schmidhuber, J. (2002), «Learning precise timing with LSTM recurrent networks», *Journal of Machine Learning Research*, 3, 115–143.
- Giebel, G., Brownsword, R. and Kariniotakis, G. (2011), *The state of the art in short-term prediction of wind power: A Literature Overview* (2nd ed.), ANEMOS.plus.
- Gipe, P. (2004), *Wind Power: Renewable Energy for Home, Farm and Business*, Vermont: Chelsea Green Publishing.
- Gipe, P. (2009), *Wind Energy Basics: A Guide to Home and Community Scale Wind-Energy Systems* (2nd ed.), Vermont: Chelsea Green Publishing.
- González-Sopeña, J., Pakrashi, V. and Ghosh, B. (2021), «An overview of performance evaluation metrics for short-term statistical wind power forecasting», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 138.
- Granger, C. and Joyeux, R. (1980), «An introduction to long-memory time series and fractional differencing», *Journal of Time Series Analysis*, 1(1), 15–29.

Gunavardhan, K., Reddy, P. and Sujatha, P. (2019), «A Convolution Neural Network (CNN) based Deep Learning Neural Network Forecast Model for Wind Energy Prediction», *International Journal of Advanced Science and Technology*, 28(19), 141–150.

Guy de Carmoy, (1978), «The USA faces the energy challenge», *Energy Policy, Elsevier*, 6(1), 36–52.

Haznedar, B. and Kalinli, A. (2018), «Training ANFIS structure using simulated annealing algorithm for dynamic systems identification», *Neurocomputing*, 302, 66–74.

Heinermann, J. and Kramer, O. (2016), «Machine learning ensembles for wind power prediction», *Renewable Energy, Elsevier*, 89, 671–679.

Heinermann, J. and Kramer, O. (2016), «Machine learning ensembles for wind power prediction», *Renewable Energy, Elsevier*, 89, 671–679.

Herbert, S., Iniyar, E. & Sreevalsan, S. (2007), ‘Renewable and Sustainable Energy Reviews· A review of wind energy technologies’, *Rajapandian*, 11(6), 1117–1145.

Hinton, G. and Salakhutdinov, R. (2006), «Reducing the dimensionality of data with neural networks», *Science*, 313(5786), 504–507.

Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997), «Long short-term memory», *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.

Hong, Y. and Rioflorido, C. (2019), «A hybrid deep learning-based neural network for 24-h ahead wind power forecasting», *Applied Energy*, 250, 530–539.

Hosking, J. (1981), «Fractional differencing», *Biometrika*, 68, 165–176.

Hossain, A., Chakraborty, R., Elsayah, S. and Ryan, M. (2021), «Very short-term forecasting of wind power generation using hybrid deep learning model», *Journal of Cleaner Production*, 296, 126564.

Hu, S., Xiang, Y., Huo, D., Jawad, S. and Liu, J. (2021), «An improved deep belief network based hybrid forecasting method for wind power», *Energy*, 224.

Huang, T., Guo, Q., Sun, H., Tan, C. and Tianyu, H. (2019), «A deep spatial-temporal data-driven approach considering microclimates for power system security assessment», *Applied Energy*, 237, 36–48.

Hyams, M. (2012), «Wind energy in the built environment» in F. Zeman (Ed.), *Metropolitan Sustainability*, Woodhead Publishing Limited, 457–499.

Jang, J. (1993), «ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system», in *Proceedings of the IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665–685.

Jiao, R., Huang, X., Ma, X., Han, L. and Tian, W. (2018), «A Model Combining Stacked Auto Encoder and Back Propagation Algorithm for Short-Term Wind Power Forecasting», in *Proceedings of the IEEE Access*, 6, 17851–17858.

Johari, M., Jalil, M. and Shariff, M. (2018), «Comparison of horizontal axis wind turbine (HAWT) and vertical axis wind turbine (VAWT)», *International Journal of Engineering & Technology*, 7(4), 74–80.

- Ju, Y., Sun, G., Chen, Q., Zhang, M., Zhu, H. and Rehman, M. (2019), «A model combining convolutional neural network and lightgbm algorithm for ultra-short-term wind power forecasting», in *Proceedings of the IEEE Access*, 7, 28309–28318.
- Ju, Y., Sun, G., Chen, Q., Zhang, M., Zhu, H. and Rehman, M. (2019), «A model combining convolutional neural network and Light GBM algorithm for ultra-short-term wind power forecasting», in *Proceedings of the IEEE Access*, 7, 28309–28318.
- Kaelbling, L., Littman, M. and Moore, A. (1996), «Reinforcement learning: A survey», *Journal of Artificial Intelligence Research*, 4, 237–285.
- Kafas, A., Ripken, M., Wright, K., Billet, M., Sanguiliano, S., Ooms, E. and Scheffler, U. (2018), «*Status Quo Report on Offshore Energy Planning Provisions in the North Sea Region Interim Report*», NorthSEE Project: Energy Infrastructure in MSP, Aberdeen, Scotland.
- Kaldellis, J. and Zafirakis, D. (2011), ‘The wind energy (r)evolution: A short review of a long history’, *Renewable Energy*, 36(7), 1887–1901.
- Khan, A., Zameer, A., Jamal, T. and Raza, A. (2018), «Deep Belief Networks Based Feature Generation and Regression for Predicting Wind Power», arXiv:1807.11682v1.
- Kisvari, A., Lin, Z. and Liu, X. (2021), «Wind power forecasting – A data-driven method along with gated recurrent neural network», *Renewable Energy*, 163, 1895–1909.
- Kramer, O., Gieseke, F. and Satzger, B. (2013), «Wind energy prediction and monitoring with neural computation», *Neurocomputing*, 109, 84–93.
- Kristensen, L. (1998), «Cup anemometer behavior in turbulent environments», *Journal of Atmospheric and Ocean Technology*, 15(1), 5–17.
- Kumar, P., Sivalingam, K., Lim, T., Ramakrishna, S. & Wei, H. (2019), «Review on the Evolution of Darrieus Vertical Axis Wind Turbine: Large Wind Turbines», *Clean Technologies*, 1, 205–223.
- Kumar, P., Sivalingam, K., Narasimalu, S., Lim, T., Ramakrishna, S. and Wei, H. (2019), «A review on the evolution of darrieus vertical Axis wind turbine: small wind turbines», *Journal of Power and Energy Engineering*, 7(4), 27–44.
- Kumar, R., Raahemifar, K. and Fung, A. (2018), «A critical review of vertical axis wind turbines for urban applications», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 89, 281–291.
- Kumara, E.A., Hettiarachchi, N., Jayathilake, R. (2017), «Review paper: Overview of the vertical axis wind turbines», *International Journal of Scientific Research and Innovative Technology*, 4(8), 56–67.
- Kuremoto, T., Kimura, S., Kobayashi, K. and Obayashi, M. (2014), «Time series forecasting using a deep belief network with restricted Boltzmann machines», *Neurocomputing*, 137, 47–56.
- Lahouar, A. & Ben Hadj Slama, J. (2017), «Hour-ahead wind power forecast based on random forests», *Renewable Energy*, Elsevier, 109, 529–541.

- Le, Q. (2015), «A Tutorial on Deep Learning Part 2: Autoencoders, Convolutional Neural Networks and Recurrent Neural Networks», *Computer Science*, 1–20.
- LEONARDO DA VINCI (1999), «*Guide for the Training of Engineers in the Electricity Production Technologies from Renewable Energy Sources*», 2001, Οδηγός τεχνολογιών ηλεκτροπαραγωγής από ΑΠΕ, Αθήνα.
- Li, L., Zhao, X., Tseng, M. and Tan, R. (2020), «Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm», *Journal of Cleaner Production*, 242.
- Lindeberg, E., Svendsen, H. and Uhlen, K. (2012), «Smooth Transition Between Controllers for Floating Wind Turbines», *Energy Procedia*, 24, 83–98.
- Liu, H., Chen, C., Lv, X., Wu, X. and Liu, M. (2019), «Deterministic wind energy forecasting: A review of intelligent predictors and auxiliary methods», *Energy Conversion and Management*, 195, 328–345.
- Makhloufi, S., Debbache, M. and Boulahchiche, S. (2018), «Long-term Forecasting of Intermittent Wind and Photovoltaic Resources by using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)», in Proceedings of the International Conference on Wind Energy and Applications in Algeria (ICWEAA), 1–4.
- Makkonen, L., Lehtonen, P. and Helle, L. (2001), «Anemometry in icing conditions», *Journal of Atmospheric and Ocean Technology*, 18(9), 1457–1469.
- Malekmohamadi, I., Bazargan-lari, M., Kerachian, R., Nikoo, M. and Fallahnia, M. (2011), «Evaluating the efficacy of SVMs, BNs, ANNs and ANFIS in wave height prediction», *Ocean Engineering*, 38, 487–497.
- Manero, J., Béjar, J. and Cortés, U. (2018), «Predicting wind energy generation with recurrent neural networks», in Proceedings of the International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning, 89–98.
- Mangalova, E. and Agafonov, E. (2014), «Wind power forecasting using the k -nearest neighbors algorithm», *International Journal of Forecasting*, 30(2), 402–406.
- Mangalova, E. and Shesterneva, O. (2016), « k -nearest neighbors for GEFCom 2014 probabilistic wind power forecasting», *International Journal of Forecasting*, 32(3), 1067–1073.
- Martin, S., Jung, S. and Vanli, A. (2020), «Impact of near-future turbine technology on the wind power potential of low wind regions», *Applied Energy, Elsevier*, 272(C).
- Mathew, S. (2006), *Wind Energy: Fundamentals, Resource Analysis and Economics*, New York: Springer.
- Mbuli, N., Mathonsi, M., Seitshiro, M. and Pretorius, J. (2020), «Decomposition forecasting methods: A review of applications in power systems», *Energy Reports*, 6(9), 298–306.
- McCarthy, J. (1958), «Programs with common sense», in Proceedings of the Symposium on Mechanisation, London, 77–84.

- Meka, R., Alaeddini, A. and Bhaganagar, K. (2021), «A robust deep learning framework for short-term wind power forecast of a full-scale wind farm using atmospheric variables», *Energy*, 221(2), 119759.
- Mollerstrom, E., Gipe, P., Beurskens, J. and Ottermo, F. (2019), «A historical review of vertical axis wind turbines rated 100 kW and above», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 105, 1–13.
- Monteiro, C. and Souza, R. (2013), «*Modelo para previsão de curto prazo de velocidade usando Holt-Winters*», Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade de Católica do Rio de Janeiro.
- Monteiro, C., Bessa, R., Miranda, V. and Botterud, A. (2009), «Wind Power Forecasting: State-of-the-Art 2009», *Argonne National Laboratory*.
- Moreno, R., da Silva, G., Mariani, C. and dos Santos, C. (2020), «Multi-step wind speed forecasting based on hybrid multi-stage decomposition model and long short-term memory neural network», *Energy Conversion and Management*, 213, 112869.
- Morshedizadeh, M., Kordestani, M., Carriveau, R., Ting, D. and Saif, M. (2017), «Application of imputation techniques and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System to predict wind turbine power production», *Energy*, 138, 394–404.
- Muhammed, A., Kannan, R., Stalin, B. and Ravichandran, M. (2020), «Experimental investigation on AW 106 Epoxy/E-Glass fiber/nano clay composite for wind turbine blade», *Materials Today: Proceedings*, 21(1), 202–205.
- Musial, W. and Ram, B. (2010), «Large-Scale Offshore Wind Power in the United States», *U.S. National Renewable Energy Laboratory*, Springfield.
- Okumus, I. and Dinler, A. (2016), «Current status of wind energy forecasting and a hybrid method for hourly predictions», *Energy Conversion and Management*, 123, 362–371.
- Ouyang, T., Zha, X. and Qin, L. (2017), «A combined multivariate model for wind power prediction», *Energy Conversion and Management*, 144, 361–373.
- Pan, K., Qian, Z. and Chen, N. (2015), «Probabilistic Short-Term Wind Power Forecasting Using Sparse Bayesian Learning and NWP», *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1–11.
- Pousinho, H., Mendes, V. and Catalão, J. (2011), «A hybrid PSO-ANFIS approach for short-term wind power prediction in Portugal», *Energy Conversion and Management*, 52(1), 397–402.
- Qian, Z., Pei, Y., Zareipour, H. and Chen, N. (2019), «A review and discussion of decomposition-based hybrid models for wind energy forecasting applications», *Applied Energy*, 235, 939–953.
- Qin, X., Zhang, J. and Xiao-Dong, Y. (2011), «A Nonparametric Circular-Linear Multivariate Regression Model with its Application to Wind Energy», *International Mathematical Forum*, 6(53), 2615–2624.
- Qiu, J., Liu, B., Dong, H. and Wang, D. (2017), «Type Synthesis of Gear-box in Wind Turbine», *Procedia Computer Science*, 109, 809–816.

Russell, S. and Norvig, P. (2010), *Artificial intelligence: A modern approach*, Nova Jersey, EUA: Prentice Hall.

Saha, M., Santara, A., Mitra, P., Chakraborty, A. and Nanjundiah, R. (2021), «Prediction of the Indian summer monsoon using a stacked autoencoder and ensemble regression model», *International Journal of Forecasting*, 37(1), 58–71.

Samuel, A. (1959), «Some studies in machine learning using the game of checkers», *IBM Journal of research and development*, 3(3), 210–229.

Segtnan, O. and Christakos, K. (2015), «Effect of Offshore Wind farm Design on the Vertical Motion of the Ocean», *Energy Procedia*, 80, 213–222.

Shafiee, S. and Topal, E. (2009), ‘When will fossil fuel reserves be diminished?’, *Energy Policy*, 37(1), 181–189.

Shamshirband, S., Rabczuk, T. and Chau, K. (2019), «A Survey of Deep Learning Techniques: Application in Wind and Solar Energy Resources», in *Proceedings of the IEEE Access*, 7, 164650–164666.

Shao, H., Deng, X. and Jiang, Y. (2018), «A Novel Deep Learning Approach for Short–Term Wind Power Forecasting Based on Infinite Feature Selection and Recurrent Neural Network», *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 10(4).

Shi, X., Lei, X., Huang, Q., Huang, S., Ren, K. and Hu, Y. (2018), «Hourly Day–Ahead Wind Power Prediction Using the Hybrid Model of Variational Model Decomposition and Long Short–Term Memory», *Energies*, 11(11), 3227.

Shumway, R. and Stoffer, D. (2006), *Time series analysis and its applications With R Examples*, *Springer Texts in Statistics*, New York, Springer.

Sitohang, Y. and Darmawan, G. (2017), «*The Accuracy Comparison between ARFIMA and Singular Spectrum Analysis for Forecasting the Sales Volume of Motorcycle in Indonesia*», Department of Statistic, Faculty of Mathematics, Padjadjaran University, Indonesia.

Song, C., Liu, F., Huang, Y., Wang, L. and Tan, T. (2013), «*Auto–encoder based data clustering*», in: Ruiz–Shulcloper J., Sanniti di Baja G. (eds) *Progress in pattern recognition, image analysis, computer vision, and applications*, *Lecture Notes in Computer Science*, 8258, 117–124, Springer, Berlin, Heidelberg.

Sutskever, I., Vinyals, O. and Le, Q. (2014), «Sequence to sequence learning with neural networks», *NIPS*, 3104–3112.

Tasneem, Z., Al Noman, A., Das, S., Saha, D., Islam, R., Ali, F., Badal, F., Ahamed, H., Moyeen, S. and Alam, F. (2020), «An analytical review on the evaluation of wind resource and wind turbine for urban application: Prospect and challenges», *Developments in the Built Environment*, 4.

Tasneem, Z., Noman, A., Das, S., Saha, D., Islam, R., Ali, F., Badal, F., Ahamed, H., Moyeen, S. and Alam, F. (2020), «An analytical review on the evaluation of wind resource and wind turbine for urban application: Prospect and challenges», *Developments in the Built Environment*, 4.

- Tasnim, S., Rahman, A., Maung, A., Oo, T. and Haque, E. (2017), «Autoencoder for wind power prediction», *Renewables: Wind, Water, and Solar*, 4(6).
- Tchakoua, P., Wamkeue, R., Ouhrouche, M., Tameghe, T. and Ekemb, G. (2015), « A New Approach for Modeling Darrieus–Type Vertical Axis Wind Turbine Rotors Using Electrical Equivalent Circuit Analogy: Basis of Theoretical Formulations and Model Development», *Energies*, 8, 10684–10717.
- Ti, Z., Deng, X. and Zhang, M. (2021), «Artificial Neural Networks based wake model for power prediction of wind farm», *Renewable Energy*, 172, 618–631.
- Tian, Z., Li, S., Wang, Y. and Wang, X. (2017), «Wind power prediction method based on hybrid kernel function support vector machine», *Wind Engineering*, 42(3), 252–264.
- Varanasi, J. and Tripathi, M. (2020), «A hybrid model of generalized regression neural network and radial basis function neural network for wind power forecasting in Indian wind farms», *Journal of Statistics and Management Systems*, 23(1), 49–63.
- Wang, C., Wu, J., Wang, J. and Hu, Z. (2016), «Short–Term Wind Speed Forecasting Using the Data Processing Approach and the Support Vector Machine Model Optimized by the Improved Cuckoo Search Parameter Estimation Algorithm», *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 17.
- Wang, G., Jia, R., Liu, J. and Zhang, H. (2020), «A hybrid wind power forecasting approach based on Bayesian model averaging and ensemble learning», *Renewable Energy*, 145, 2426–2434.
- Wang, H., Lei, Z., Zhang, X., Zhou, B. and Peng, J. (2019), « A review of deep learning for renewable energy forecasting», *Energy Conversion and Management*, 198.
- Wang, H., Lei, Z., Zhang, X., Zhou, B. and Peng, J. (2019), «A review of deep learning for renewable energy forecasting», *Energy Conversion and Management*, Volume 198, 111799.
- Wang, J. and Hu, J. (2015), «A robust combination approach for short–term wind speed forecasting and analysis – combination of the ARIMA (autoregressive integrated moving average), ELM (extreme learning machine), SVM (support vector machine) and LSSVM (least square SVM) forecasts using a GPR (Gaussian process regression) model», *Energy*, 93, 41–56.
- Wang, K., Gou, C., Duan, Y., Lin, Y., Zheng, X. and Wang, F. (2017), «Generative adversarial networks: introduction and outlook», in *Proceedings of the IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 4(4), 588–598.
- Wang, K., Qi, X., Liu, H. and Song, J. (2018), «Deep belief network based k–means cluster approach for short–term wind power forecasting», *Energy*, 165(A), 840–852.
- Wang, S., Feng, J. and Liu, G. (2013), « Application of seasonal time series model in the precipitation forecast», *Mathematical and Computer Modelling*, 58(3–4), 677–683.

- Winters, P. R. (1960), «Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages», *Management Science*, 6(3), 324–342.
- Wu, W., Chen, K., Qiao, Y. and Lu, Z. (2016), «Probabilistic short-term wind power forecasting based on deep neural networks», in Proceedings of the International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), 1–8.
- Xiaoyun, Q., Xiaoning, K., Chao, Z., Shuai, J. and Xiuda, M. (2016), «Short-term prediction of wind power based on deep Long Short-Term Memory», in Proceedings of the IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 1148–1152.
- Ya-Lan, H. and Chen, L. (2018), «A nonlinear hybrid wind speed forecasting model using LSTM network, hysteretic ELM and Differential Evolution algorithm», *Energy Conversion and Management*, 173, 123–142.
- Yan, J., Zhang, H., Liu, Y., Han, S., Li, L. and Lu, Z. (2018), «Forecasting the High Penetration of Wind Power on Multiple Scales Using Multi-to-Multi Mapping», in Proceedings of the IEEE Transactions on Power Systems, 33(3), 3276–3284.
- Yan, J., Mu, L., Wang, L., Ranjan, R. and Zomaya, A. (2020), «Temporal Convolutional Networks for the Advance Prediction of ENSO», *Scientific Reports*, 10(1), 8055.
- Yan, H. and Wu, Z. (2020), «A hybrid short-term wind power prediction model combining data processing, multiple parameters optimization and multi-intelligent models apportion strategy», in Proceedings of the IEEE Access, 8, 227126–227140.
- Yesilbudak, M., Sagiroglu, S. and Colak, I. (2013), «A new approach to very short term wind speed prediction using k-nearest neighbor classification», *Energy Conversion and Management*, 69, 77–86.
- Yu, R., Liu, Z., Li, X., Lu, W., Ma, D., Yu, M., Wang, J. and Li, B. (2019), «Scene learning: Deep convolutional networks for wind power prediction by embedding turbines into grid space», *Applied Energy*, 238, 249–257.
- Yu, Z., Niu, Z., Tang, W. and Wu, Q. (2019), «Deep Learning for Daily Peak Load Forecasting—A Novel Gated Recurrent Neural Network Combining Dynamic Time Warping», in Proceedings of the IEEE Access, 7, 17184–17194.
- Zadeh, L. (1965), «Fuzzy sets», *Information and Control*, 8(3), 338–353.
- Zemamou, M., Aggour, M. and Toumi, A. (2017), «Review of savonious wind turbine design and performance», *Energy Procedia*, 141, 383–388.
- Zeng, J. and Qiao, W. (2011), «Support vector machine-based short-term wind power forecasting», *2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*, 1–8.
- Zhang, Y. and Liu, F. (2020), «An Improved Deep Belief Network Prediction Model Based on Knowledge Transfer», *Future Internet*, 12(11):188.
- Zhang, Y., Li, Y. and Zhang, G. (2020), «Short-term wind power forecasting approach based on Seq2Seq model using NWP data», *Energy*, 213, 118371.

Zhang, Z., Yin, Z., Han, T. and Tan, A. (2013), «Fracture analysis of wind turbine main shaft», *Engineering Failure Analysis*, 34, 129–139.

Zhao D., Han N., Goh E., Cater J., Reinecke A. (2019), *Wind Turbines and Aerodynamics Energy Harvesters*, London: Academic Press.

Zheng, D., Eseye, A., Zhang, J. and Li, H. (2017), «Short-term wind power forecasting using a double-stage hierarchical ANFIS approach for energy management in microgrids», *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2(13).

Zhou, B., Duan, H., Wu, Q., Wang, H., Or, S., Chan, K. and Meng, Y. (2021), «Short-term prediction of wind power and its ramp events based on semi-supervised generative adversarial network», *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 125, 106411.

Zhou, Z., Li, X. and Wu, H. (2016), « Wind Power Prediction based on Random Forests», in Proceedings of the 4th International Conference on Electrical & Electronics Engineering and Computer Science (ICEEECS), Advances in Computer Science Research, volume 50.

Zhu, R., Liao, W. and Wang, Y. (2020), «Short-term prediction for wind power based on temporal convolutional network», *Energy Reports*, 6(9), 424–429.

Αντωνάκη, Ι. (2010), «Οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και ο ρόλος της Αιολικής Ενέργειας στην Τοπική και Περιφερειακή Ανάπτυξη», Μεταπτυχιακή εργασία, Εθνική Σχολή Τοπικής Αυτοδιοίκησης, Αθήνα.

Κρόκος, Χ. (2006), «Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας: «Περιβαλλοντική και Οικονομική Διάσταση – Τεχνική και Οικονομική Αξιολόγηση Αιολικών Επενδύσεων», Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Βόλος.

Μαμάσης, Ν. & Κουτσογιάννης Δ. (2006), «Υδρομετεωρολογία και αιολική ενέργεια» Παρουσίαση στο ΕΜΠ, Τομέας Υδατικών Πόρων, Αθήνα.

Πελοποννήσιος, Ε. (2012), ‘Αιολική ενεργεία μελέτη και εφαρμογές’, Μεταπτυχιακή Εργασία, ΤΕΙ Πειραιά, Πειραιάς.

Wind Europe (2018). ‘Offshore wind in Europe: key trends and statistics 2017’, Wind Europe 2018, Brussels, Belgium. Ανακτήθηκε από: <https://windeurope.org/wp-content/uploads/files/about-wind/statistics/WindEurope-Annual-Offshore-Statistics-2017.pdf>

Wind Europe (2019). ‘Wind energy in europe in 2018: trends and statistics’, Wind Europe 2019, Brussels, Belgium. Ανακτήθηκε από: <https://windeurope.org/wp-content/uploads/files/about-wind/statistics/WindEurope-Annual-Statistics-2018.pdf>.

Wind Europe (2020). 'Offshore wind in Europe: key trends and statistics 2019', Wind Europe 2020, Brussels, Belgium: Ανακτήθηκε από: https://proceedings.windeurope.org/biplatform/rails/active_storage/disk/2019.pdf.

International Energy Agency (2013), 'Technology Roadmap', Wind Energy 2013, Paris, France. Ανακτήθηκε από: https://iea.blob.core.windows.net/assets/259e726a-348b-4a3c-9580-286eb365c098/Wind_2013_Roadmap.pdf