

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

*ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕ ΘΕΜΑ:*

***« Μοντελοποίηση ανεμογεννήτριας με νευρωνικά δίκτυα »***

ΚΑΛΟΥΤΣΑ ΒΑΣΙΛΙΚΗ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ : ΑΛΕΞΑΝΔΡΙΔΗΣ ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ

ΒΟΛΟΣ 2018

Επιτροπή Διπλωματικής εργασίας

1<sup>ο</sup> μέλος : Αναπληρωτής Καθηγητής Α. Αλεξανδρίδης  
(επιβλέπων) Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών, Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής

2<sup>ο</sup> μέλος : Καθηγητής Ν. Ανδρίτσος  
Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

3<sup>ο</sup> μέλος : Επίκουρος Καθηγητής Α. Κερμανίδης  
Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

## Περίληψη

Η σωστή μοντελοποίηση μιας ανεμογεννήτριας είναι απαραίτητη προϋπόθεση για τη διερεύνηση της απόδοσής της. Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία γίνεται μια προσπάθεια για τη μοντελοποίηση τεσσάρων ανεμογεννητριών μέσω τεχνικών τύπου “blackbox” και συγκεκριμένα με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Πριν την ανάπτυξη του μοντέλου γίνεται μια προ-επεξεργασία των δεδομένων η οποία βασίζεται στην εκθετική εξομάλυνση, για την απαλοιφή όσο το δυνατόν μεγαλύτερου μέρους του θορύβου του συστήματος. Για την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι αναγκαίος ο σωστός προσδιορισμός των μεταβλητών που θα χρησιμοποιηθούν. Στη μελέτη που πραγματοποιείται χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές εισόδου η ταχύτητα του ανέμου, το yaw angle και το pitch control και ως μεταβλητή εξόδου η παραγόμενη ισχύς. Από τα αποτελέσματα που εξάγονται, προκύπτει το συμπέρασμα ότι η μοντελοποίηση μέσω της μεθόδου που αναφέρεται είναι εφικτή.

*Λέξεις κλειδιά : τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ανεμογεννήτριες, καμπύλη ισχύος, μοντελοποίηση blackbox.*

# “ Wind turbine modelling using artificial neural networks ”

Kaloutsia Vasiliki

Thesis Committee

1<sup>st</sup> member : Associate Prof. A. Alexandridis

(supervisor) Department of Electronic Engineering, University of West Attica

2<sup>nd</sup> member : Prof. N. Andritsos

Department of Mechanical Engineering, University of Thessaly

3<sup>rd</sup> member : Assistant Prof. A. Kermanidis

Department of Mechanical Engineering, University of Thessaly

## **Abstract**

Efficient modeling of a wind turbine is crucial for investigating its performance. The present Thesis presents an effort for modeling four wind turbines through “black box” techniques and more specifically by using artificial neural networks. Right before the model development procedure, a data pre-process stage takes place in order to eliminate as many as possible, errors of the system. Pre-processing is based on exponential smoothing. To train the artificial neural network it is very important to determine the more suitable variables be used as inputs. In this study wind speed, yaw angle and pitch control are used as input variables and active power as output variable. The results of this research indicate that modeling of wind turbines by the use of the aforementioned methods is possible.

*Keywords : artificial neural networks, wind turbines, power curve, black box modeling.*

# Περιεχόμενα

Εισαγωγή.....	8
---------------	---

## 1. Ανεμογεννήτριες

1.1 Ενέργεια .....	12
1.2 Αιολική ενέργεια .....	13
1.3 Ανεμογεννήτριες .....	13
1.4 Ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα .....	14
1.5 Ενεργειακή απόδοση ανεμογεννητριών οριζόντιου άξονα .....	18
1.6 Βασικά δεδομένα.....	19
1.7 Διάγραμμα ισχύος – ταχύτητας του ανέμου .....	23

## 2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

2.1 Νοημοσύνη .....	26
2.2 Τεχνητή νοημοσύνη .....	26
2.3 Εισαγωγή στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	28
2.4 Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης και τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	29
2.5 Βασικά πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	29
2.6 Δομή και λειτουργία ενός τεχνητού νευρώνα.....	30
2.7 Δομή και λειτουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου.....	32
2.8 Εκπαίδευση τεχνητού νευρωνικού δικτύου.....	34
2.9 Ιστορική αναδρομή.....	41

## 3. Μοντελοποίηση ανεμογεννήτριας

3.1 Περιγραφή αρχικών δεδομένων ανεμογεννητριών.....	43
3.2 Επεξεργασία αρχικών δεδομένων .....	45
3.3 Ανάπτυξη μοντέλου με τη χρήση νευρωνικών δικτύων.....	52
3.4 Αποτελέσματα - Συζήτηση.....	57

<b>4. Συμπεράσματα .....</b>	<b>65</b>
<b>5. Βιβλιογραφία .....</b>	<b>67</b>
<b>6. Παράρτημα Α.....</b>	<b>71</b>
<b>7. Παράρτημα Β .....</b>	<b>78</b>

## Ευχαριστίες

Πρωτίστως, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Αλέξανδρο Αλεξανδρίδη για την πολύτιμη βοήθεια του σε οποιαδήποτε απορία είχα και για την ευκαιρία που μου έδωσε να εργαστώ σε ένα θέμα που άπτεται των ενδιαφερόντων μου. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Μαντζάρα για τη βοήθεια και για την παροχή των δεδομένων των ανεμογεννητριών, χωρίς τα οποία αυτή η διπλωματική δε θα ήταν εφικτή.

## Εισαγωγή

Η επιτακτική ανάγκη επίλυσης των περιβαλλοντικών προβλημάτων και της εύρεσης εναλλακτικών πηγών ενέργειας, λόγω του μειωμένου αποθέματος ορυκτών καυσίμων, οδήγησε στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (Oyang, Kiusak, He, 2016). Από τις ανανεώσιμες πηγές τη ταχύτερη εξάπλωση στην παραγωγή ενέργειας έχει η αιολική ενέργεια, λόγω της καλύτερης απόδοσης, αξιοπιστίας και του χαμηλότερου κόστους (Asghar, Liu, 2017). Η εκμετάλλευση της αιολικής ενέργειας για την παραγωγή αξιοποιήσιμων μορφών ενέργειας, γίνεται κατά κύριο λόγο από τις ανεμογεννήτριες.

Ωστόσο, ο άνεμος είναι μια από τις πιο δύσκολες καιρικές συνθήκες, όσον αφορά την πρόβλεψή του (Shamshirband et all, 2014) και εξαιτίας της διακύμανσης της ταχύτητας του και της ισχύος του, καθίσταται αρκετά δύσκολη η εκτίμηση της απόδοσης μιας ανεμογεννήτριας. Η εκτίμηση της όμως είναι πολύ χρήσιμη για την έγκαιρη διάγνωση προβλημάτων στη λειτουργία της ανεμογεννήτριας, διότι μια ολοένα μειούμενη απόδοση μπορεί να οδηγήσει σε αστοχίες, οι οποίες πολλές φορές είναι καταστροφικές (Oyang, Kiusak, He, 2016). Επομένως η εκτίμηση της απόδοσης της ανεμογεννήτριας θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως ένα διαγνωστικό εργαλείο για την έγκαιρη συντήρηση της.

Η ακριβής μοντελοποίηση μιας ανεμογεννήτριας είναι απαραίτητη για το σχεδιασμό ενός βέλτιστου συστήματος και απαιτεί την εύρεση όλων των κατάλληλων παραγόντων που επηρεάζουν την απόδοσή του. Υπάρχουν 2 προσεγγίσεις για τη μοντελοποίηση μιας ανεμογεννήτριας. Η πρώτη είναι με τη χρήση των βασικών εξισώσεων ισχύος και η δεύτερη βασίζεται στη δημιουργία της καμπύλης ισχύος της ανεμογεννήτριας. Η πρώτη δεν είναι τόσο εύχρηστη και δεν δίνει τόσο ακριβή αποτελέσματα, επομένως δεν είναι κατάλληλη για υπολογισμούς της παραγόμενης ισχύος που απαιτούν πολύ χρόνο. Ενώ η δεύτερη προσέγγιση, παρόλο που δεν δίνει ούτε αυτή τόσο καλή ακρίβεια είναι πιο απλή στη χρήση και είναι αρκετά ικανοποιητική για πιο μεγάλες ταχύτητες ανέμου. (Thapar , Agnihotri , Sethi, 2011).

Τα μοντέλα τα οποία συνήθως συναντώνται είναι 2 κατηγοριών : παραμετρικά και μη παραμετρικά. Στα μη παραμετρικά μοντέλα, δεν γίνεται η χρήση βασικών



εξισώσεων και σε αυτά συγκαταλέγονται τα μοντέλα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, προσομοιάζουν τα αντίστοιχα βιολογικά και αποτελούν μια μέθοδο της τεχνητής νοημοσύνης. Η ιδέα της τεχνητής νοημοσύνης ξεκίνησε από την αρχαιότητα, παρόλο που τότε έμοιαζε με ουτοπία. Εκτός από την αναφορά αυτό-προωθούμενων καρεκλών και τη δημιουργία χρυσών ακολούθων από τον Ήφαιστο στην «Ιλιάδα» του Ομήρου, ο Αριστοτέλης στο έργο του «Πολιτικά» είχε αναφέρει ότι εάν κάθε εργαλείο που υπήρχε μπορούσε να εκτελέσει από μόνο του τις εργασίες είτε έπειτα από κάποια διαταγή, είτε από δικιά του πρωτοβουλία, δεν θα υπήρχε ανάγκη για ηγέτες, σκλάβους και υπηρέτες. (Nilsson, 2010)

Ο Αριστοτέλης μέσω της προσπάθειας του για την ανάλυση και την κωδικοποίηση της διαδικασίας του συλλογισμού συνέβαλε ιδιαίτερα στην παροχή στοιχείων για την αυτοματοποίηση της συλλογιστικής. Αντίστοιχα σημαντικά στοιχεία έδωσαν μέσω των έργων τους οι Leibniz και Stanhope. Επίσης ο Turing στα μέσα του 1900 πίστευε ότι θα μπορούσαν να δημιουργηθούν μηχανές οι οποίες να μιμούνται τις λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου, ενώ το 1950 δημοσίευσε το περίφημο «Turing test».

Στα τέλη του 19<sup>ου</sup> αιώνα και τις αρχές του 20<sup>ου</sup> παρουσιάστηκε η πρόταση ότι η ύπαρξη των κυττάρων που ονομάζονται νευρώνες και οι μεταξύ τους συνδέσεις είναι καθοριστικής σημασίας για τη λειτουργία του εγκεφάλου. Το 1943 οι McCulloch και Pitts ισχυρίστηκαν ότι ο νευρώνας αποτελεί μια λογική μονάδα και ότι απλοποιημένα μοντέλα νευρωνικών δικτύων μπορούν να επιτελέσουν οποιαδήποτε πιθανή υπολογιστική λειτουργία.

Ένας από τους πρόσφατους ορισμούς για την τεχνητή νοημοσύνη δόθηκε το 1996 και αναφέρει ότι: τεχνητή νοημοσύνη είναι το πεδίο το οποίο μελετά τον τρόπο με τον οποίο οι υπολογιστές θα κάνουν πράγματα, στα οποία οι άνθρωποι είναι καλύτεροι.

Υπάρχουν αρκετές μελέτες για τη μοντελοποίηση ανεμογεννητριών με τη βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης. Στο άρθρο των Asghar και Liu γίνεται μία εκτίμηση του συντελεστή ισχύος μιας ανεμογεννήτριας μέσω μιας μεθοδολογίας τύπου neuro-fuzzy για τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας της ανεμογεννήτριας. Επίσης στο άρθρο των Li et al παρουσιάζεται μια μέθοδος βασισμένη σε μοντέλο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, μέσω της οποίας αξιολογείται η κατάσταση υγείας μιας ανεμογεννήτριας

μέσω της χρήσης δεδομένων SCADA(Li et al, 2015), ενώ οι Tu Chang και Chen χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση μηνιαίας παραγωγής ισχύος από τις ανεμογεννήτριες, όταν υπάρχουν δεδομένα από μια περιορισμένη χρονική περίοδο (Tu et al, 2012). Τέλος οι Kusiak, Zhang και Li παρουσιάζουν μια βελτιστοποίηση της απόδοσης μιας ανεμογεννήτριας με τη χρήση νευρωνικών δικτύων και την ανάπτυξη αλγορίθμων εξελικτικής στρατηγικής στην οποία ως δεδομένα χρησιμοποιούνται η παραγόμενη ισχύς, η δόνηση του συστήματος μετάδοσης και η δόνηση του πύργου.(Kusiak, Zhang, Li, 2010)

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, γίνεται μία προσπάθεια εκτίμησης της παραγόμενης ισχύος της ανεμογεννήτριας, δηλαδή μια προσπάθεια μοντελοποίησης αυτής με τη δημιουργία της καμπύλης ισχύος της. Αρχικά πραγματοποιείται μια προεπεξεργασία των δεδομένων και δημιουργείται η καμπύλη ισχύος από την οποία έχουν αφαιρεθεί τα περισσότερα σφάλματα, με βάση το άρθρο των Ouang, Kusiak, He (2016). Στη συνέχεια με τη χρήση των δεδομένων που έχουν προκύψει, δημιουργείται ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που προβλέπει την παραγόμενη ισχύ της ανεμογεννήτριας.

Αρκετά σημαντικό είναι ότι στη συγκεκριμένη μελέτη για τη δημιουργία της καμπύλης χρησιμοποιούνται πραγματικά δεδομένα, ενώ σε αρκετές μελέτες τα δεδομένα προσομοιώνονται μέσω προγραμμάτων, όπως στο άρθρο των Asghar και Liu .(Asghar, Liu, 2017). Η ύπαρξη των πραγματικών δεδομένων δίνει μία ρεαλιστική εικόνα της κατάστασης και της ύπαρξης πραγματικών προβλημάτων που πρέπει να αντιμετωπιστούν.

Η δομή της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ακόλουθη : Στο κεφάλαιο 1 γίνεται μια σύντομη παρουσίαση των βασικών εννοιών-χαρακτηριστικών των ανεμογεννητριών και στο κεφάλαιο 2 αναφέρονται κάποιες βασικές πληροφορίες για την τεχνητή νοημοσύνη και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Στο κεφάλαιο 3 αναλύονται τα βήματα που ακολουθήθηκαν για τη μοντελοποίηση της ανεμογεννήτριας και τέλος στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται τα βασικά συμπεράσματα τα οποία προέκυψαν από την εν λόγω μελέτη.

## **Κεφάλαιο 1**

### **« Ανεμογεννήτριες »**

“ All people everywhere should have free energy sources...Electric power is everywhere present in unlimited quantities and can drive the worlds machinery without the need for coal, oil or gas.”

*Nikola Tesla (1856 – 1943 )*

## 1.1 Ενέργεια.

Είναι αρκετά δύσκολο να δοθεί ένας πλήρης ορισμός της ενέργειας, καθώς πρόκειται για ένα μέγεθος το οποίο δεν είναι άμεσα αντιληπτό από τις αισθήσεις μας, αλλά είναι παρατηρήσιμο μέσω των αποτελεσμάτων του. Ένας δόκιμος ορισμός, είναι ο εξής : « Ενέργεια είναι η ικανότητα ενός συστήματος να παράγει έργο. »

Η σημαντικότερη πηγή ενέργειας που χρησιμοποιήθηκε από τον άνθρωπο στην αρχαϊκή περίοδο ήταν η μυϊκή του δύναμη, ενώ η χρήση της φωτιάς θα μπορούσε να θεωρηθεί η πρώτη σημαντική παρέμβαση του στο ενεργειακό ισοζύγιο της γης. Με την εξέλιξη όμως της ανθρώπινης κοινωνίας και κατ' επέκταση της τεχνολογίας η ανάγκη για ολοένα αυξανόμενα αποθέματα εκμεταλλεύσιμης ενέργειας κρίνεται επιτακτική. (Κατσαπρακάκης, 2015)

Η στροφή σε συμβατικές πηγές ενέργειας, δηλαδή τα ορυκτά καύσιμα και την πυρηνική ενέργεια για την παραγωγή θερμότητας, ηλεκτρισμού και καυσίμων των οχημάτων συνοδεύεται από πολυάριθμα προβλήματα με έντονο αντίκτυπο στην πανίδα και τη χλωρίδα του πλανήτη. (Χατζής, 2008)

Το φαινόμενο του θερμοκηπίου, η όξινη βροχή, το φωτοχημικό νέφος, η ρύπανση των υδάτινων πόρων, οι επιπτώσεις των πυρηνικών ατυχημάτων στα εργοστάσια της Φουκουσίμα το 2011 και του Τσέρνομπιλ το 1986 (Ανδρίτσος, 2017) και φυσικά η ημερομηνία εξάντλησης των συγκεκριμένων πηγών αποτελούν αδιαμφισβήτητες αποδείξεις ότι οι μη ανανεώσιμες πηγές ενέργειας θα πρέπει να αντικατασταθούν από τις ανανεώσιμες.

Στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας συγκαταλέγονται οι ακόλουθες :

- Ηλιακή ενέργεια
- Αιολική ενέργεια
- Γεωθερμική ενέργεια
- Υδροηλεκτρική ενέργεια
- Βιομάζα
- Ηλεκτρομαγνητική ενέργεια

## 1.2 Αιολική ενέργεια.

Η αιολική ενέργεια προκαλείται από τη διαφορά ατμοσφαιρικής πίεσης μεταξύ περιοχών, σε συνδυασμό με την περιστροφική κίνηση της Γης. Η ηλιακή ακτινοβολία είναι αυτή η οποία θερμαίνει ανομοιόμορφα την επιφάνεια της Γης με αποτέλεσμα τη δημιουργία διαφορετικών ζωνών θερμοκρασιών, πυκνοτήτων και πιέσεων.

Η ταχύτητα του ανέμου επηρεάζεται έντονα από τοπικούς παράγοντες, όπως τη μορφολογία του εδάφους και το ύψος από την επιφάνεια του εδάφους στο οποίο μετράται. Η ένταση και η κατεύθυνση του ποικίλουν για αυτό το λόγο χρησιμοποιείται μια μέση ταχύτητα ανέμου για κάθε περιοχή. (Μητράκα, 2012)

Η εκμετάλλευση της αιολικής ενέργειας δεν αποτελεί πρόσφατο επίτευγμα καθώς η χρήση της είναι γνωστή από τα αρχαία χρόνια μέσω των ιστιοφόρων και των ανεμόμυλων. Η αιολική ενέργεια αποτελεί τη σημερινή εποχή μια σημαντική λύση στην παραγωγή ηλεκτρικού ρεύματος. Πρόκειται για μια ανεξάντλητη, δωρεάν και αποκεντρωμένη πηγή από την οποία δεν εκλύονται ρύποι. Επίσης παρατηρούνται αξιοσημείωτα οικονομικά οφέλη από την ανάπτυξη της αιολικής βιομηχανίας στις εκάστοτε περιοχές (Μαρούδας, 2008).

Το παγκόσμιο θεωρητικό δυναμικό της αιολικής ενέργειας υπολογίζεται τη σημερινή εποχή σε 55 Gtoe, ενώ το ποσό το οποίο είναι τεχνολογικά εφικτό να αξιοποιηθεί σε 5 Gtoe, δηλαδή το 50% του παγκόσμιου ενεργειακού ισοζυγίου. (Μαρνέλλος, χ.χ)

## 1.3 Ανεμογεννήτριες.

Οι ανεμογεννήτριες είναι μηχανές οι οποίες αξιοποιούν την αιολική ενέργεια για παραγωγή ηλεκτρικού. Αρχικά μετατρέπουν την κινητική ενέργεια του αέρα σε μηχανική και εν συνεχεία σε ηλεκτρική.

Το παραγόμενο ρεύμα είτε καταναλώνεται απευθείας, είτε εγχέεται και διοχετεύεται στο ηλεκτρικό δίκτυο για να καταναλωθεί αλλού. Σε περίπτωση που η παραγωγή είναι μεγαλύτερη από τη ζήτηση, η ενέργεια αυτή αποθηκεύεται για μετέπειτα χρήση. Οι δύο κύριοι τρόποι αποθήκευσης διαχωρίζονται με βάση το ποσό προς αποθήκευση και πρόκειται για τους ηλεκτρικούς συσσωρευτές (μπαταρίες) για μικρής κλίμακας παραγωγικές μη διασυνδεδεμένες στο κεντρικό δίκτυο μονάδες, ενώ για μεγάλα ποσά ενέργειας πραγματοποιείται άντληση ύδατος με χρήση ηλεκτρικής ενέργειας παραγόμενης από ανεμογεννήτριες και η αποθήκευση του σε τεχνητές λίμνες κατασκευασμένες σε υψόμετρο το οποίο είναι ικανό να τροφοδοτήσει υδροηλεκτρικό σταθμό. (ΥΠΕΚ)

Υπάρχουν δύο βασικά είδη ανεμογεννητριών με βάση τη θέση του άξονα περιστροφής ως προς τη Γη. Εάν ο άξονας είναι παράλληλος με την επιφάνεια πρόκειται για «*οριζόντιου άξονα*», ενώ εάν ο άξονας είναι κατακόρυφος είναι «*κάθετου άξονα*».

Οι ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα υπερτερούν σε σχέση με αυτές κατακόρυφου ως προς την απόδοση, καθώς λόγω του μεγάλου ύψους τους μπορούν να εκμεταλλευτούν μεγαλύτερης ταχύτητας ανέμους, σε αντίθεση με τις κατακόρυφες οι οποίες λόγω του μικρού τους μεγέθους αδυνατούν να αποδώσουν σε ισχυρούς ανέμους.

Αντίθετα υστερούν στο ότι λόγω του μεγάλου μεγέθους κοστίζει αρκετά η μεταφορά και η κατασκευή τους, στο ότι είναι αρκετά θορυβώδεις και στο ότι για τη συνεχή εκμετάλλευση του ανέμου, χρειάζεται ένας μηχανισμός περιστροφής για το προσανατολισμό των πτερυγίων στη διεύθυνση του ανέμου (yaw angle).

#### **1.4 Ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα.**

Οι ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα εμπορικής κλίμακας παράγουν από 100 KW έως αρκετά MW.

Τα βασικά μέρη μιας ανεμογεννήτριας οριζόντιου άξονα, που παρουσιάζονται στο σχήμα 1.1, είναι τα ακόλουθα :

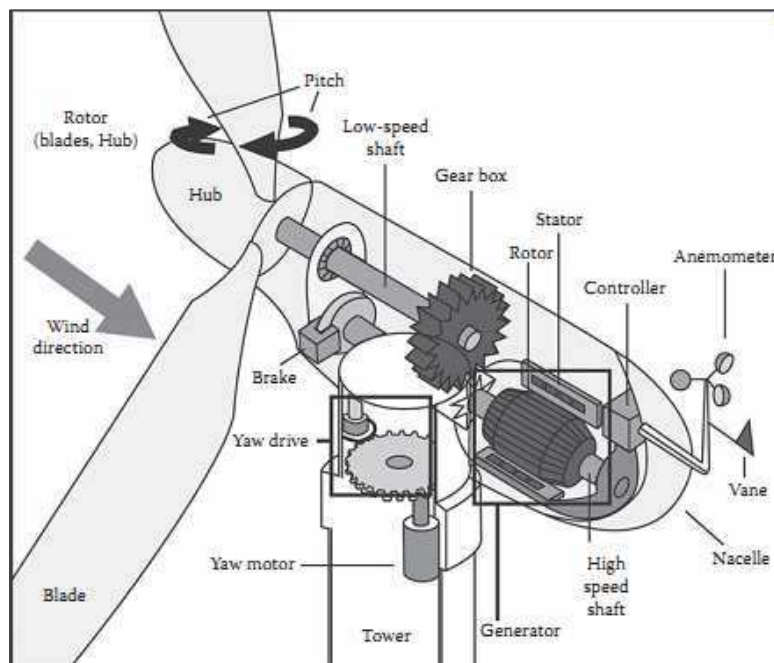
- *Πύργος (Tower)* : Αποτελεί τη στήριξη της ανεμογεννήτριας. Οι πύργοι κατασκευάζονται συνήθως από χαλύβδινο κέλυφος ή χωροδικτύωμα. Η ταχύτητα του ανέμου αυξάνει με το ύψος. Επομένως οι ψηλότεροι πύργοι δίνουν τη δυνατότητα στις τουρμπίνες να παράγουν περισσότερο ηλεκτρισμό.
- *Πτερύγια (Blades)* : Η άνωση που δημιουργεί ο άνεμος στα αεροδυναμικά σχεδιασμένα πτερύγια έχουν ως αποτέλεσμα την δημιουργία ροπής γύρω από τον άξονα περιστροφής και την περιστροφή των πτερυγίων. Οι ανεμογεννήτριες που χρησιμοποιούνται στα αιολικά πάρκα για εμπορική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας έχουν συνήθως 3 πτερύγια.
- *Ηλεκτρικός κινητήρας / Ρότορας (rotor )* : Ο ρότορας είναι το κινούμενο μέρος της ανεμογεννήτριας που περιλαμβάνει τα πτερύγια και την πλήμνη. (κέντρο του άξονα)
- *Κέλυφος ( Nacelle )* : Ο ρότορας (δηλαδή το κινούμενο μέρος) συνδέεται με το κέλυφος ή αλλιώς κουβούκλιο. Περιλαμβάνει όλα τα βασικά μέρη της ανεμογεννήτριας: το κιβώτιο ταχυτήτων, τους άξονες υψηλής και χαμηλής ταχύτητας, τη γεννήτρια, τον ελεγκτή και το φρένο. Ορισμένα κουβούκλια είναι τόσο μεγάλα έτσι ώστε να επιτρέπεται η προσγείωση ελικοπτέρου σε αυτά.
- *Κεφαλή(Hub)* : Η κεφαλή του ρότορα είναι συνδεδεμένη με το διαφορικό χαμηλής ταχύτητας της ανεμογεννήτριας .
- *Άξονας χαμηλών ταχυτήτων (Low speed shaft)* : Το διαφορικό χαμηλών ταχυτήτων συνδέει την κεφαλή του ρότορα με το κιβώτιο ταχυτήτων.

- *Κιβώτιο ταχυτήτων (Gearbox)* : Το κιβώτιο ταχυτήτων, δηλαδή τα γρανάζια, συνδέουν τον άξονα χαμηλής ταχύτητας με τον άξονα υψηλής ταχύτητας. Αυξάνουν την ταχύτητα περιστροφής από περίπου 30 - 60 στροφές το λεπτό σε 1000- 1800 στροφές το λεπτό (rpm), τιμή την οποία απαιτούν οι περισσότερες ανεμογεννήτριες για παραγωγή ηλεκτρισμού. Το κιβώτιο ταχυτήτων αποτελεί ένα ακριβό και βαρύ εξάρτημα, για αυτό το λόγο γίνεται έρευνα στις ανεμογεννήτριες άμεσης ώθησης, οι οποίες λειτουργούν σε χαμηλότερες ταχύτητες περιστροφής χωρίς την ύπαρξη κιβωτίου ταχυτήτων.
- *Άξονας υψηλών ταχυτήτων (High speed shaft)* : Οδηγεί την ηλεκτρική γεννήτρια. Το διαφορικό διαθέτει δισκόφρενο σε περίπτωση έκτακτης ανάγκης.
- *Φρένο ( Brake )* : Πρόκειται για ένα μηχανικό, ηλεκτρικό είτε υδραυλικό σύστημα, με σκοπό την διακοπή λειτουργίας του κινητήρα σε περίπτωση ανάγκης.
- *Ανεμόμετρο (Anemometer)* : Μετρά την ταχύτητα του ανέμου και μεταφέρει τα δεδομένα στον ελεγκτή .
- *Ελεγκτής (Controller)* : Τα δεδομένα από το ανεμόμετρο μεταφέρονται στον ελεγκτή, ο οποίος θέτει σε λειτουργία τη μηχανή για ταχύτητες ανέμου 13 με 25,75 Km/h και την απενεργοποιεί σε ταχύτητες 88,51Km/h . Οι υψηλές ταχύτητες ανέμου μπορεί να αποδειχθούν επικίνδυνες για τις ανεμογεννήτριες λόγω υπερθέρμανσης της γεννήτριας , είτε λόγω αστοχίας των πτερυγίων .
- *Ανεμοδείκτης (Wind vane)* : Δείχνει την κατεύθυνση του ανέμου και επικοινωνεί με τον οδηγό εκτροπής για τον σωστό προσανατολισμό της ανεμογεννήτριας.
- *Οδηγός εκτροπής (yaw drive)* : Οι ανεμογεννήτριες που λειτουργούν με πνοή ανέμου προς τα πάνω (upwind) είναι στραμμένες προς τον άνεμο. Ο οδηγός εκτροπής εξασφαλίζει, ότι ο ρότορας θα είναι στραμμένος προς τον άνεμο,



καθώς αυτός αλλάζει κατεύθυνση. Οι downwind ανεμογεννήτριες δεν χρειάζονται το συγκεκριμένο μηχανισμό .

- *Κινητήρας οδηγού εκτροπής (yaw motor)* :Είναι ο κινητήρας που δίνει ενέργεια στο yaw drive.
- *Έλεγχος βήματος (pitch control)* :Τα πτερύγια έχουν τη δυνατότητα να στρέφονται γύρω από τον άξονα τους, ανεξάρτητα από τον άνεμο, ώστε να ελέγχουν την ταχύτητα του ρότορα. Με αυτό τον τρόπο καταφέρνουν να μειώνουν τα αεροδυναμικά φορτία στα πτερύγια σε μεγάλες ταχύτητες και να τις αυξάνουν σε μικρές ταχύτητες.
- *Ηλεκτρονικό πίνακα/πίνακα ελέγχου* : Βρίσκεται στη βάση του πύργου και συντονίζει όλες τις λειτουργίες της ανεμογεννήτριας.( Κουμουδέλη, Λάζαρη, 2011)



**Σχήμα 1.1 :** Βασικά μέρη ανεμογεννήτριας οριζόντιου άξονα

Τα παραπάνω μέρη της ανεμογεννήτριας μπορούν να ταξινομηθούν σε τρία συστήματα : το μηχανικό, το ηλεκτρικό και το σύστημα ελέγχου:

- **Μηχανικό σύστημα** : Περιλαμβάνει τον *ανεμοκινητήρα*, ο οποίος μετατρέπει την κινητική ενέργεια του ανέμου σε μηχανική, *την έλικα με το σύστημα ελέγχου βήματος* και το κιβώτιο ταχυτήτων .
- **Ηλεκτρικό σύστημα** : Περιλαμβάνει τη γεννήτρια και ενδεχομένως έναν μετατροπέα ισχύος .
- **Σύστημα ελέγχου** : Είναι το σύστημα το οποίο προσαρμόζει τη λειτουργία της ανεμογεννήτριας με βάση τον άνεμο . (Κατσίγιαννης, χ.χ)

## 1.5 Ενεργειακή απόδοση ανεμογεννητριών οριζόντιου άξονα .

Ρόλος του ρότορα είναι να απορροφά μερικώς την κινητική ενέργεια του ανέμου. Η πλήρης απορρόφηση θα οδηγούσε σε μηδενική ενέργεια πίσω από το ρότορα, επομένως σε σταμάτημα της ροής πίσω από την ανεμογεννήτρια, πράγμα αδύνατον.

Η παραπάνω παρατήρηση μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η αιολική ενέργεια δεν μπορεί να μετατραπεί πλήρως σε ηλεκτρική από τις ανεμογεννήτριες. Το μέγιστο ποσό ενέργειας που μετατρέπεται σε μηχανική στα πτερύγια της ανεμογεννήτριας και συνεπώς σε ηλεκτρική στο δρομέα καθορίζεται από τον τύπο του **Betz** .

Η βέλτιστη τιμή δίνεται από τον συντελεστή ισχύος  $C_p = 0.59$  και επομένως η βέλτιστη απόδοση που μπορούμε να έχουμε από μια ιδανική ανεμογεννήτρια είναι η εκμετάλλευση του 59% της διαθέσιμης ενέργειας του ανέμου. Συνυπολογίζοντας και τις απώλειες της ανεμογεννήτριας (τριβών, καλωδίων κλπ) προκύπτει η απόδοση της ανεμογεννήτριας οριζόντιου άξονα ως 30 – 40% . (Bredmose, 2016)

## 1.6 Βασικά δεδομένα

### Ταχύτητα του ανέμου (m/s) :

Για τη μελέτη εγκατάστασης ενός αιολικού πάρκου σε έναν τόπο, το βασικό δεδομένο το οποίο εξετάζεται είναι η ταχύτητα του ανέμου (*wind speed*) και πιο συγκεκριμένα η μέση ταχύτητα του ανέμου (λόγω μείωσης υπολογιστικού χρόνου), η οποία βρίσκεται εφαρμόζοντας την κατανομή Weibull.

Η ταχύτητα του ανέμου σε κάποια τοποθεσία, διαφέρει κατά τη διάρκεια της ημέρας και κατά τη διάρκεια της νύχτας, με μεγαλύτερες τιμές να παίρνει, κοντά στην επιφάνεια της Γης, κατά τη διάρκεια της ημέρας. Ωστόσο η διαφορά αυτή δεν είναι έντονη σε ύψη μεταξύ 100-200 μέτρων πάνω από την επιφάνεια της Γης, κάτι το οποίο αποτελεί βασικό κριτήριο για την εγκατάσταση των ανεμογεννητριών σε αυτά τα ύψη. Επίσης εξαρτάται από την εποχή του έτους, με τις μέσες ταχύτητες το χειμώνα να είναι 20-30% μεγαλύτερες από το καλοκαίρι, αλλά και από την τραχύτητα του εδάφους και ποικίλους άλλους παράγοντες. (Gryning, 2016)

Παρακάτω παρουσιάζονται τα δύο πιο συνήθη όργανα μέτρησης της ταχύτητας του ανέμου:

- *Cup anemometer*: Πρόκειται για την πιο διαδεδομένη συσκευή μέτρησης της ταχύτητας του ανέμου. Το συγκεκριμένο ανεμόμετρο διαθέτει κάποια κωνικά ‘ κύπελλα ’ τα οποία περιστρέφονται με τον άνεμο. Ο ρυθμός περιστροφής τους είναι ανάλογος της ταχύτητας του ανέμου.
- *Sonic anemometer*: Πρόκειται για ένα επίσης αρκετά διαδεδομένο στη χρήση ανεμόμετρο, το οποίο δίνει πιο αξιόπιστες μετρήσεις, όσον αφορά τις διακυμάνσεις της ταχύτητας σε μικρότερα χρονικά διαστήματα. Η συγκεκριμένη συσκευή λειτουργεί με βάση τους ηλεκτρομαγνητικούς παλμούς. (Sathe, 2016)

## Ισχύς (kW) :

Η ισχύς που παράγει μια ανεμογεννήτρια δίνεται από τον τύπο :

$$P = \frac{1}{2} * \rho * A * V_0 * C_p$$

$\rho$ : πυκνότητα του αέρα.

Η πυκνότητα του αέρα στο επίπεδο της θάλασσας και σε συνήθεις θερμοκρασίες (20° C) και πίεσης (1 atm) είναι  $\rho_0 = 1.23 \text{ kg/m}^3$ . Επομένως η τιμή αυτή ισχύει για ανεμογεννήτριες τοποθετημένες στο ίδιο επίπεδο με τη θάλασσα. Ωστόσο, η διαφοροποίηση της με βάση το ύψος, συγκεκριμένα τα ύψη τοποθέτησης των ανεμογεννητριών, δεν είναι αρκετά σημαντική.

$A$ : επιφάνεια σάρωσης του ανέμου από την ανεμογεννήτρια

Για τις ανεμογεννήτριες οριζόντιου άξονα η τιμή αυτή δίνεται από τον τύπο του εμβαδού του κύκλου  $A = \pi * r^2$  , όπου  $r = (\text{διάμετρος του ρότορα}) / 2$  .

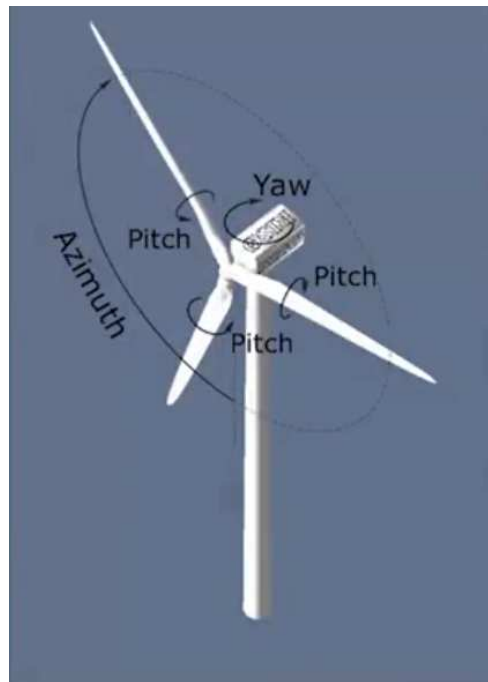
$V_0$ : ταχύτητα του ανέμου

$C_p$  : συντελεστής ισχύος – απόδοσης δρομέα

Το  $C_p$  είναι η αναλογία της ισχύος που παίρνουμε από την ανεμογεννήτρια σε σχέση με την ισχύ του ανέμου  $C_p = P_T / P_W$  (power coefficient). (Bredmose, 2016)

Οι ανεμογεννήτριες έχουν 3 κύριους βαθμούς ελευθερίας, όπως διακρίνεται στην εικόνα 1.1:

- Azimuth: Η περιστροφή του ρότορα γύρω από τον άξονα του, λόγω της ροπής που δημιουργείται από τον άνεμο .
- Yaw: Η περιστροφή του κουβουκλίου, επομένως και του ρότορα, γύρω από τον κάθετο κατά μήκος άξονα του πύργου .
- Pitch: Η περιστροφή των πτερυγίων κατά το διαμήκη άξονα τους. (Hansen, 2016)



**Εικόνα 1.1 :** Βαθμοί ελευθερίας ανεμογεννήτριας οριζόντιου άξονα

### **Yaw angle ( degrees ):**

Ένας από τους μηχανισμούς ο οποίος διασφαλίζει τη μέγιστη ποσότητα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό επιτυγχάνεται με το σωστό προσανατολισμό του κουβουκλίου στη διεύθυνση του πνέοντος ανέμου. Η ανεμογεννήτρια έχει “yaw error” όταν δεν είναι πλήρως ευθυγραμμισμένη με τον άνεμο και σκοπός είναι η μείωση του συγκεκριμένου σφάλματος .

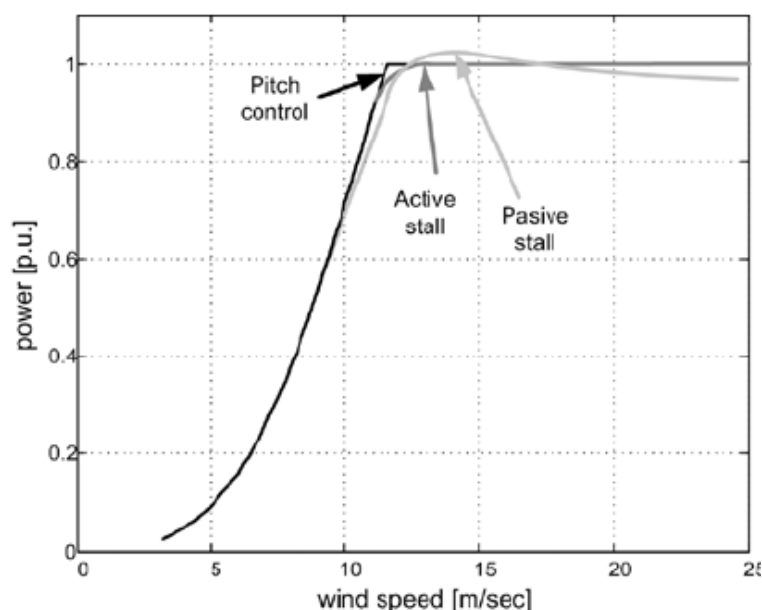
### Pitch control (degrees) :

Ένα ακόμα σημαντικό κριτήριο με βάση το οποίο διακρίνονται οι ανεμογεννήτριες, αποτελεί και η μέθοδος με την οποία ελέγχονται τα πτερύγια. Υπάρχουν 3 κύριοι μηχανισμοί: pitch control, active stall control, passive stall control, τα διαγράμματα ισχύος – ταχύτητας ανέμου των οποίων φαίνονται στο σχήμα 1.2.

Η μέθοδος ελέγχου βήματος του πτερυγίου επιτρέπει την περιστροφή των πτερυγίων κατά το διαμήκη άξονα τους. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να ελεγχθεί η γωνία πρόσπτωσης του ανέμου, με αποτέλεσμα την επίτευξη του περιορισμού της ισχύος της ανεμογεννήτριας σε τιμές όχι πάνω από την ονομαστική τιμή της ταχύτητας.

Τα πλεονεκτήματα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι η επίτευξη της λειτουργίας της ανεμογεννήτριας στις μέγιστες στροφές της και καλύτερης απόδοσης σε χαμηλούς ανέμους και η μείωση των φορτίων κόπωσης τόσο στα πτερύγια, όσο και γενικότερα σε όλη την ανεμογεννήτρια.

Ως μειονεκτήματα θεωρούνται η ύπαρξη πολυπλοκότητας λόγω της χρήσης υδραυλικών και ηλεκτρομηχανικών μέσων και συνεπώς η αύξηση του κόστους συντήρησης . (Πάχυ, 2012)



Σχήμα 1.2 : Μέθοδοι ελέγχου πτερυγίων .

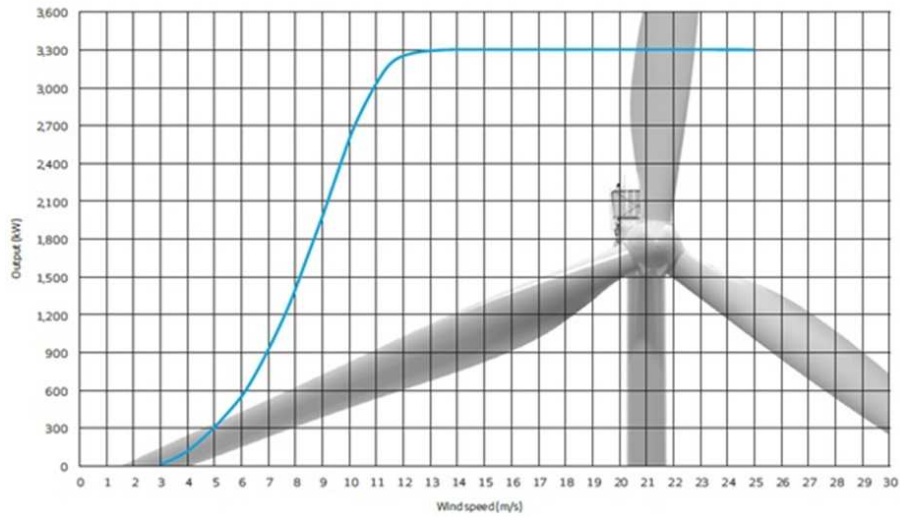
## 1.7 Διάγραμμα ισχύος – ταχύτητας του ανέμου.

Η καμπύλη ισχύος της ανεμογεννήτριας αποτελεί το βασικότερο διάγραμμα της ανεμογεννήτριας, ένα μέτρο σύγκρισης με άλλες ανεμογεννήτριες, καθώς και ένα μέτρο της καταλληλότητας των διαφόρων τύπων ανεμογεννήτριας. Ένα τυπικό διάγραμμα ισχύος – ταχύτητας ανέμου όπως δίνεται από την κατασκευάστρια εταιρεία φαίνεται στο σχήμα 1.3.

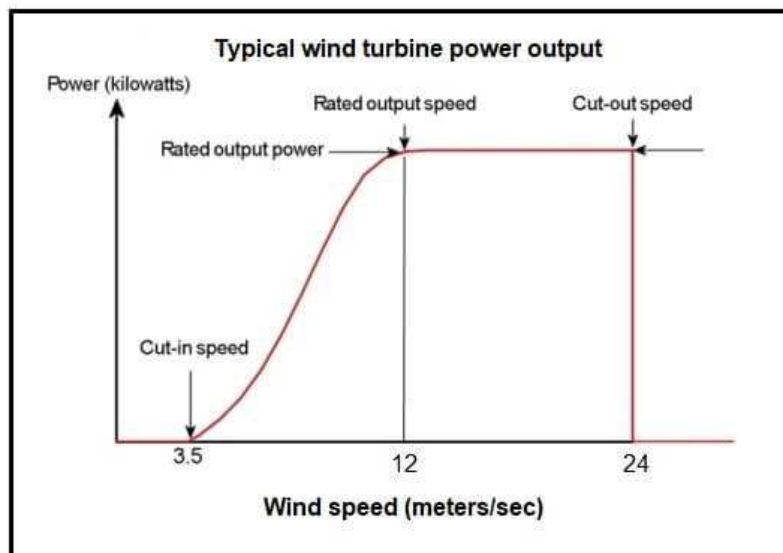
Υπάρχουν 3 χαρακτηριστικά σημεία της καμπύλης, τα οποία προέρχονται από 3 βασικές ταχύτητες του ανέμου.

1.  $V_{\text{Cut-in}}$ : Η ταχύτητα έναρξης περιστροφής της ανεμογεννήτριας συνεπώς και παραγωγής ισχύος .
2.  $V_{\text{Rated}}$ : Η ταχύτητα κατά την οποία η ανεμογεννήτρια ξεκινά να παράγει την ονομαστική της ισχύ.
3.  $V_{\text{Cut-out}}$ : Η ταχύτητα κατά την οποία η ανεμογεννήτρια σταματάει να λειτουργεί για λόγους ασφαλείας και για την αποφυγή της καταπόνησης των κομματιών της. Αυτό επιτυγχάνεται είτε μέσω των συστημάτων πέδησης, είτε με την απομάκρυνση των πτερυγίων από την κατεύθυνση του πνέοντος ανέμου . (Ανδρίτσος, 2008)

Τα σημεία της καμπύλης που προαναφέρθηκαν παρουσιάζονται στο σχήμα 1.4 :



Σχήμα 1.3: Καμπύλη ισχύος – ταχύτητας ανέμου ανεμογεννήτριας οριζόντιου άξονα.



Σχήμα 1.4 : Τυπικό διάγραμμα παραγόμενης ισχύος μιας ανεμογεννήτριας



## **Κεφάλαιο 2**

### **« Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα »**

“I believe that at the end of the century the use of words and general educated opinion will have altered so much that one will be able to speak of machines thinking without expecting to be contradicted”

*Alan Turing( 1912–1954 )*

## 2.1 Νοημοσύνη.

Ο ορισμός της έννοιας «νοημοσύνη» είναι ένα θέμα, το οποίο αίρει προβληματισμούς ακόμα και τη σημερινή εποχή. Ο επίσημος ορισμός, αναφέρει ότι νοημοσύνη είναι η ικανότητα αφομοίωσης πληροφοριών, μάθησης μέσω εμπειριών και προσαρμογής σε νέες καταστάσεις.

Υπάρχουν 7 είδη ανθρώπινης νοημοσύνης σύμφωνα με τη θεωρία πολλαπλής νοημοσύνης του Gardner: η γλωσσική, η λογικο-μαθηματική, η κιναισθητική, η μουσική, η διαπροσωπική, η ενδοπροσωπική και η χωρική. (Ρούσσο, χ.χ)

Τις τελευταίες δεκαετίες έχει γίνει ευρέως γνωστή μια νέα μορφή νοημοσύνης, η οποία έχει δημιουργηθεί από τον άνθρωπο. Πρόκειται για την τεχνητή νοημοσύνη, το μέλλον της οποίας προβληματίζει αρκετά την κοινή γνώμη. Βασικό μειονέκτημα της συγκεκριμένης νοημοσύνης, μέχρι στιγμής, είναι η έλλειψη προσαρμογής σε διαφορετικές συνθήκες, ή αλλιώς η έλλειψη δυνατότητας γενίκευσης.

## 2.2 Τεχνητή νοημοσύνη .

Ένας επίσημος ορισμός της τεχνητής νοημοσύνης, δόθηκε στο συνέδριο του IEEE Neural Networks Council το 1996 και αναφέρει ότι, τεχνητή νοημοσύνη είναι το πεδίο μελέτης, που προσπαθεί να κατασκευάσει υπολογιστές, οι οποίοι να κάνουν πράγματα, στα οποία ο άνθρωπος είναι καλύτερος. (Engelbrecht, 2007)

Είναι γνωστό πως υπάρχουν απλά και σύνθετα προβλήματα μηχανικής, η επίλυση των οποίων προβληματίζει την επιστημονική κοινότητα και απαιτεί τη συνέργεια με την επιστήμη της πληροφορικής. Ο υπολογισμός κάποιων αριθμητικών πράξεων και η επίλυση ορισμένων εξισώσεων, αποτελούν πλέον ένα εύκολο πρόβλημα για την επιστήμη των υπολογιστών. Ωστόσο υπάρχουν και πιο σύνθετα προβλήματα, όπως

η κατανόηση μιας εικόνας ή ενός ήχου, για τα οποία υπάρχουν τρεις τρόποι προσέγγισης :

Σύμφωνα με το Δασκαλάκη (2017) ο πρώτος τρόπος είναι η κατανόηση του ανθρώπινου εγκεφάλου και η αντιγραφή των λειτουργιών του, κάτι το οποίο αναμένεται να συμβεί σε περισσότερο από 100 χρόνια . Ο δεύτερος τρόπος είναι η δημιουργία εναλλακτικών προσεγγίσεων των λειτουργιών του ανθρώπινου εγκεφάλου, από τον ίδιο τον άνθρωπο, όπως είναι οι υπολογιστικές μέθοδοι. Η προσέγγιση αυτή αποτελεί την κλασική προσέγγιση της επιστήμης των υπολογιστών, η οποία ωστόσο δεν έχει καταφέρει να επιλύσει τόσο καλά τα παραπάνω προβλήματα, καθώς είναι αρκετά δύσκολο να φτιαχτεί ένας καλά ορισμένος αλγόριθμος. Ο τρίτος τρόπος είναι η κατασκευή αλγορίθμων, οι οποίοι θα έχουν ως σκοπό την αναζήτηση άλλων αλγορίθμων, που θα επιλύουν το πρόβλημα.

Όλες οι παραπάνω προσεγγίσεις θα μπορούσαν να θεωρηθούν τεχνητή νοημοσύνη. Η τρίτη προσέγγιση είναι αυτή που έχει επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα και είναι φανερό πως δημιουργήθηκε από την ανάγκη ανάπτυξης αλγορίθμων , οι οποίοι θα μπορούν να επιλύσουν ολοένα και πιο σύνθετα προβλήματα.

Οι αλγόριθμοι αυτοί περιλαμβάνουν ως κύριες μεθόδους τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks), τον εξελικτικό υπολογισμό (evolutionary computation), τη νοημοσύνη σμήνους (swarm intelligence), το τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα (artificial immune system) και τα ασαφή συστήματα (fuzzy systems).

Ο κάθε ένας τομέας έχει τις ρίζες του σε βιολογικά και φυσικά συστήματα. Ο τομέας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, που χρησιμοποιείται στην εν λόγω μελέτη, μιμείται τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Έναυσμα της δημιουργίας αυτού του τομέα υπήρξε η μελέτη των νευρωνικών δικτύων του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Η τεχνητή νοημοσύνη επομένως αποτελεί μια μίξη επιστημών, αυτών της επιστήμης των υπολογιστών και της βιολογίας, αλλά επίσης της κοινωνιολογίας, της φυσιολογίας και της φιλοσοφίας. (Engelbrecht, 2007)

## 2.3 Εισαγωγή στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .

Η μελέτη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος πραγματοποιεί τους υπολογισμούς με εντελώς διαφορετικό τρόπο από τον ψηφιακό υπολογιστή. Συγκεκριμένα πρόκειται για ένα τρομερά πολύπλοκο, μη γραμμικό, παράλληλα συνδεδεμένο υπολογιστή, ο οποίος δύναται να οργανώνει τις δομικές του μονάδες, δηλαδή τους νευρώνες, για την επίτευξη ορισμένων υπολογισμών όπως η αναγνώριση μοτίβων και η δημιουργία αντίληψης αρκετά γρηγορότερα από οποιοδήποτε σημερινό ψηφιακό υπολογιστή. (Haykin,1999)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα μαθηματικό μοντέλο προσομοίωσης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και όπως τα αντίστοιχα νευρωνικά δίκτυα του εγκεφάλου πρόκειται για ένα σύστημα διασυνδεδεμένων νευρώνων (κόμβων). Ο όρος τεχνητά χρησιμοποιείται για να τα διαχωρίσει από τα αντίστοιχα βιολογικά.(Γλυνός,1995) Επομένως στη γενική μορφή του το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί μια «μηχανή» η οποία έχει σχεδιαστεί να μοντελοποιεί τον τρόπο με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί μια συγκεκριμένη λειτουργία.

Υπολογίζεται ότι στον ανθρώπινο εγκεφαλικό φλοιό υπάρχουν 10 δισεκατομμύρια νευρώνες και 60 τρισεκατομμύρια συνάψεις. Επίσης κάτι αξιοσημείωτο είναι, ότι ο εγκέφαλος απαιτεί ενέργεια  $10^{-16}$  watt για κάθε διεργασία, ενώ ο υπολογιστής χρειάζεται  $10^{-6}$  watt, καθώς και το ότι η ταχύτητα επεξεργασίας του βιολογικού νευρώνα μπορεί να είναι μικρότερη από την αντίστοιχη λογική πύλη του τεχνητού, ωστόσο η πολυπλοκότητα του βιολογικού δίνει πιο γρήγορα αποτελέσματα (Engelbrecht, 2007)

Η δομή του εγκεφάλου επιτρέπει την παράλληλη επεξεργασία πολλών δεδομένων και τη διαρκή μάθηση, η οποία προκύπτει από την επικοινωνία με το περιβάλλον. Με ανάλογο τρόπο λειτουργεί και το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο καταφέροντας την εκτέλεση απαιτητικών καθηκόντων, όπως η ταχύτατη αναγνώριση μορφών και η κατηγοριοποίηση. Δύο βασικές κατηγορίες στις οποίες χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά είναι η προσέγγιση συνάρτησης (δημιουργία μοντέλου για προβλέψεις μέσω προσεγγίσεων μιας άγνωστης συνάρτησης) και η αναγνώριση προτύπων.

## **2.4 Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης και τεχνητών νευρωνικών δικτύων.**

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει ποικίλες εφαρμογές σε διάφορους τομείς, μερικές εκ των οποίων είναι : η δημιουργία αυτόνομων οχημάτων, ρομποτικών κατοικίδιων και παιχνιδιών που αλληλεπιδρούν με τον άνθρωπο, συσκευών οικιακής χρήσεως που επικοινωνούν μεταξύ τους, προγραμμάτων που είναι ανίκητα σε παιχνίδια όπως το σκάκι, ρομποτικών συστημάτων που χρησιμοποιούνται σε διαστημικές αποστολές , στη γεωργία και στις εγχειρήσεις και τέλος στη δημιουργία ψηφιακών βοηθών.(Nilsson, 2010)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βοηθούν μέσω της εφαρμογής τους στη διάγνωση ασθενειών, στην αναγνώριση λόγου, στη σύνθεση μουσικής, στην επεξεργασία εικόνας, στην αναγνώριση προτύπων, στο σχεδιασμό ης στρατηγικής παιχνιδιού και στη δημιουργία προβλέψεων. (Engelbrecht,2007)

## **2.5 Βασικά πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων**

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν αρκετές δυνατότητες, μερικές από τις οποίες παρουσιάζονται παρακάτω :

1. *Μη γραμμικότητα* :Η σύνδεση μη γραμμικών νευρώνων δημιουργεί ένα μη γραμμικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο . Πρόκειται για μια βασική ιδιότητα , ιδιαίτερα εάν ο συγκεκριμένος φυσικός μηχανισμός γενίκευσης του εισερχόμενου σήματος είναι μη γραμμικός .
2. *Χαρτογράφηση εισόδου – εξόδου* :Η εκπαίδευση του δικτύου απαιτεί μια σειρά επαναλήψεων έως ότου φτάσει σε μια κατάσταση στην οποία δεν παρατηρούνται

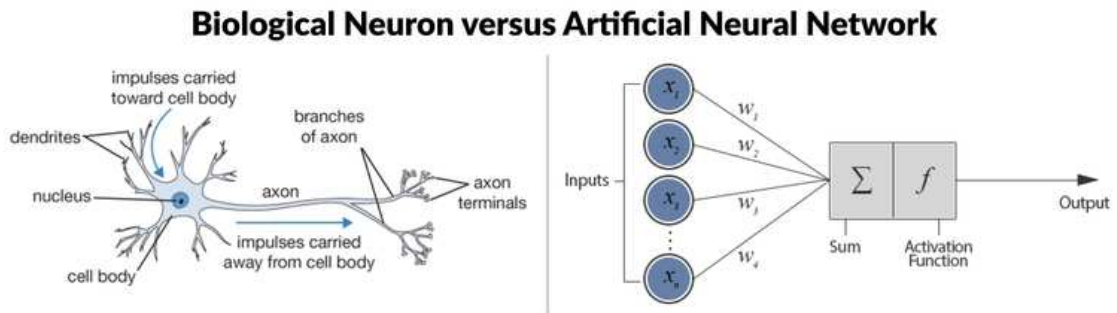
μεγάλες αλλαγές στα συναπτικά βάρη. Η εκμάθηση συμβαίνει μέσω παραδειγμάτων από την οποία προκύπτει η χαρτογράφηση των δεδομένων εισόδου – εξόδου . Δεν χρησιμοποιούνται αρχικές υποθέσεις στο στατιστικό μοντέλο για τα δεδομένα εισόδου .

3. *Προσαρμοστικότητα* : Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα συναπτικά τους βάρη αναλόγως των αλλαγών που συμβαίνουν στο περιβάλλον τους .
4. *Υπολογισμός στατιστικών δεικτών* : κατά την ταξινόμηση προτύπων, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να σχεδιαστούν να παρέχουν πληροφορίες τόσο για την επιλογή του προτύπου , όσο και για το διάστημα εμπιστοσύνης της απόφασης. Η πληροφορία αυτή μπορεί να βοηθήσει στην βελτίωση της επίδοσης ταξινόμησης του δικτύου.
5. *Ομοιομορφία σχεδιασμού και ανάλυσης* : Οι νευρώνες αντιπροσωπεύουν ένα κοινό συστατικό σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Η ομοιότητα αυτή επιτρέπει το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκπαίδευσης σε διάφορες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.
6. *Αναλογία με τη νευροβιολογία* : Η αλληλεπίδραση μεταξύ των επιστημών της πληροφορικής και της νευροβιολογίας , βοηθά στην γένεση καινούριων ιδεών και στις 2 επιστήμες . (Haykin, 1999)

## **2.6 Δομή και λειτουργία ενός τεχνητού νευρώνα.**

Όπως προαναφέρθηκε, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ανάλογα των αντίστοιχων βιολογικών. Στο παρακάτω σχήμα (σχήμα 2.1) παρουσιάζονται οι δομές και των δύο νευρώνων και στη συνέχεια γίνεται μια σύγκριση της μεταξύ

τους αναλογίας. Επίσης αναλύεται η δομή και η λειτουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου .



**Σχήμα 2.1 :** Βιολογικός και τεχνητός νευρώνας

**Παρουσίαση δομής τεχνητού και βιολογικού νευρώνα :**

- Ο βιολογικός νευρώνας (νευρικό κύτταρο) αποτελείται από ένα *κυτταρικό σώμα*, ανάλογο του οποίου στο τεχνητό είναι ο κόμβος που περιλαμβάνει το *σταθμικό άθροισμα* και τη *συνάρτηση ενεργοποίησης* (activation function).
- Οι *δενδρίτες* οι οποίοι βρίσκονται στο βιολογικό νευρώνα, χρησιμοποιούνται για την είσοδο των πληροφοριών που λαμβάνουν από τους άλλους νευρώνες ή από το περιβάλλον. Αντίστοιχα χρησιμοποιούνται τα *δεδομένα εισόδου* για το τεχνητό.
- Τα *δεδομένα εξόδου* του τεχνητού νευρώνα μπορούν να παρομοιαστούν με το *νευράζονα* (axon).

**Παρουσίαση λειτουργίας βασικών μερών βιολογικού - τεχνητού νευρώνα :**

- *Δενδρίτες – σήματα εισόδου* : Σκοπός είναι η είσοδος σημάτων στο νευρώνα είτε από το εξωτερικό περιβάλλον είτε από άλλους νευρώνες. Το συνολικό

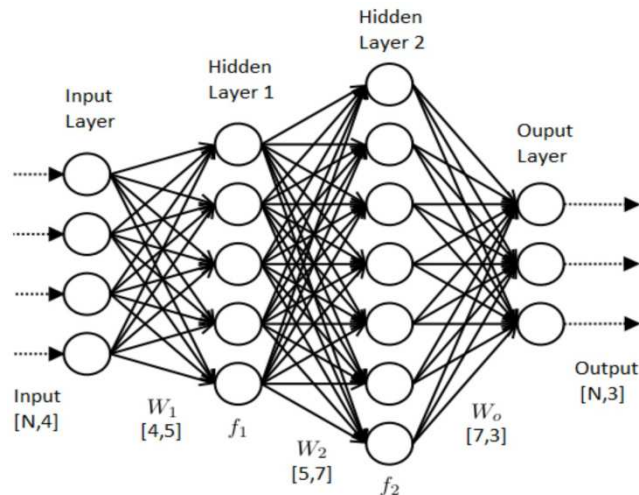
σήμα εισόδου προκύπτει από το σταθμικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων .

- *Συνάψεις – συναπτικά βάρη* : Οι βιολογικές συνάψεις και τα τεχνητά συναπτικά βάρη επιτελούν την ίδια λειτουργία : την αύξηση ή τη μείωση της ισχύος του εισερχόμενου σήματος. Επίσης αποτελούν τη σύνδεση μεταξύ των νευρώνων και τα σημεία στα οποία αποθηκεύεται η γνώση του συστήματος.
- *Άξονας – σήμα εξόδου* : Και οι δύο λειτουργίες αποσκοπούν στη διάδοση του σήματος εξόδου του νευρώνα στους άλλους νευρώνες του δικτύου .
- *Σώμα –σταθμικό άθροισμα & συνάρτηση ενεργοποίησης* : Η ακριβής λειτουργία που επιτελεί το σώμα του κυττάρου είναι ακόμα άγνωστη . Ο υπολογισμός του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι αρκετά απλός. Αρχικά υπολογίζεται το άθροισμα των σημάτων εισόδου πολλαπλασιασμένα με τα αντίστοιχα συναπτικά τους βάρη. Στη συνέχεια το αποτέλεσμα εισάγεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία είναι συνήθως βηματική, γραμμική ή σιγμοειδής. Τέλος υπάρχει ακόμα μια τιμή η οποία προστίθεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης και είτε ενισχύει, είτε αποδυναμώνει το εξαγόμενο σήμα του νευρώνα. Η τιμή αυτή ονομάζεται *bias*.(Eluyode, Akomolafe, 2013)

## **2.7 Δομή και λειτουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου .**

Στο σχήμα 2.2 διακρίνεται η δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου :





Σχήμα 2.2 : Δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από συνδεδεμένους τεχνητούς νευρώνες . Κάθε ένα σύμπλεγμα παράλληλα διατεταγμένων νευρώνων αποτελεί μια στοιβάδα (“layer”). Οι ενδιάμεσες στοιβάδες εκτός των εισόδου και εξόδου ονομάζονται κρυφές. Υπάρχουν νευρωνικά τα οποία δεν αποτελούνται από κρυφές στοιβάδες και ονομάζονται “single layer networks” και υπάρχουν και νευρωνικά τα οποία αποτελούνται από μία ή περισσότερες κρυφές στοιβάδες , τα “multilayer networks” .

Επομένως το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο απαρτίζεται από τη στοιβάδα εισόδου, τις κρυφές στοιβάδες (εάν υπάρχουν ), και τη στοιβάδα εξόδου.

Σε περίπτωση που μεταξύ των στοιβάδων “multilayer networks” υπάρχει ανατροφοδότηση, γίνεται λόγος για “recurrent network”, ενώ εάν δεν υπάρχουν ανατροφοδοτήσεις με τις προηγούμενες στοιβάδες πρόκειται για “feedforward network”.

### Feedforward network :

Είναι ένας τύπος νευρωνικού δικτύου, ο οποίος λαμβάνει τα εξωτερικά σήματα και τα προωθεί σε όλες τις στοιβάδες για να λάβει το αποτέλεσμα. Όπως προαναφέρθηκε δεν έχει συνδέσεις ανατροφοδότησης με τις προηγούμενες στοιβάδες.

Το σήμα εξόδου ενός οποιοδήποτε νευρώνα ( $o_k$ ), ενός feedforward νευρωνικού δικτύου, για ένα οποιοδήποτε σετ δεδομένων εισόδου ( $z_p$ ) δίνεται από τη σχέση 2.1 και υπολογίζεται σε ένα απλό forwardπέρασμα

$$o_{k,p} = f_{ok}(net_{ok,p}) = f_{ok} \left( \sum_{j=1}^{J+1} w_{kj} f_{yj} (net_{y_j,p}) \right) = f_{ok} \left( \sum_{j=1}^{J+1} w_{kj} f_{yj} \left( \sum_{i=1}^{I+1} u_{ji} z_{i,p} \right) \right)$$

( Σχέση 2.1)

- $f_{ok}$ : η συνάρτηση ενεργοποίησης της μονάδας εξόδου
- $f_{yj}$ : η συνάρτηση ενεργοποίησης της κρυφής μονάδας  $y_j$
- $w_{kj}$  : το βάρος μεταξύ της μονάδας εξόδου  $o_k$  και της κρυφής μονάδας  $y_j$
- $z_{i,p}$  : η τιμή της μονάδας εισόδου  $z_i$  του μοτίβου εισόδου  $z_p$
- $(I + 1)$  – η μονάδα εισόδου &  $(J + 1)$  – η κρυφή μονάδα : bias μονάδες που αντιπροσωπεύουν τις *threshold* τιμές των νευρώνων στην επό

στοιβάδα

Αξιοσημείωτο είναι επίσης ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης σε κάθε νευρώνα μπορεί να είναι διαφορετική.

## 2.8 Εκπαίδευση τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

Βασικής σημασίας ιδιότητα των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητα εκμάθησης από το περιβάλλον και η βελτίωση της απόδοσής τους, μέσω αυτής. Η διαδικασία μέσω της οποίας επιτυγχάνονται τα παραπάνω, ονομάζεται εκπαίδευση του δικτύου και συνίσταται στον καθορισμό των συναπτικών βαρών και του bias, έτσι ώστε να

πραγματοποιείται μια επιθυμητή λειτουργία. Με άλλα λόγια ο σκοπός της εκπαίδευσης δεν είναι ο καθορισμός σαφών κανόνων λειτουργίας, αλλά η εύρεση κατάλληλων συντελεστών βάρους οι οποίοι θα επιτρέπουν στο δίκτυο να ενεργεί σαν να γνώριζε τους κανόνες. (Γλυνός, 1995)

Υπάρχουν 3 μέθοδοι εκπαίδευσης του δικτύου :

1. Μάθηση με επίβλεψη.
2. Μάθηση χωρίς επίβλεψη .
3. Μάθηση με ενίσχυση.

#### Μάθηση με επίβλεψη :

Η μέθοδος εκμάθησης η οποία χρησιμοποιείται στην παρούσα μελέτη είναι με επίβλεψη. Στη συγκεκριμένη μέθοδο απαιτείται ένα σετ δεδομένων εκπαίδευσης. Τα δεδομένα αυτά αποτελούνται από τα δεδομένα εισόδου και από τα δεδομένα εξόδου, τα οποία δεδομένα εισόδου και εξόδου θα πρέπει να είναι συνδεδεμένα μεταξύ τους. Ο καθορισμός του πόσο καλά έχει εκπαιδευτεί το δίκτυο, συμβαίνει μέσω της σύγκρισης των πραγματικών δεδομένων εξόδου με τα δεδομένα που προκύπτουν από το νευρωνικό δίκτυο (επιθυμητή τιμή). Επομένως ο στόχος είναι η μείωση του σφάλματος μεταξύ επιθυμητών – πραγματικών τιμών .

#### Πότε σταματάει η εκπαίδευση:

Η εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι μια επαναληπτική μέθοδος, η οποία σταματάει όταν:

- Έχει περάσει ένας συγκεκριμένος αριθμός επαναλήψεων.
- Το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα στο σετ της εκπαίδευσης είναι αρκετά μικρό.

#### Gradient Descent Optimization:

Πρόκειται για τη μέθοδο βελτιστοποίησης, η οποία χρησιμοποιείται για την εύρεση του ελάχιστου σφάλματος και η οποία οδήγησε στη δημιουργία του

backpropagation algorithm, ο οποίος αναφέρεται πιο κάτω. Η συγκεκριμένη τεχνική βελτιστοποίησης αποτελείται από 2 φάσεις :

1. *Feedforward pass* : υπολογίζει, απλώς, την τιμή εξόδου του νευρωνικού για κάθε πακέτο δεδομένων.
2. *Backward propagation*: προωθεί ένα σήμα σφάλματος από τη στοιβάδα εξόδου προς τη στοιβάδα εισόδου. Στη φάση αυτή υπολογίζονται και τα βάρη, με βάση το σήμα σφάλματος.

Στα feedforward δίκτυα το άθροισμα του τετραγώνου του σφάλματος (σχέση 2.2) χρησιμοποιείται ως αντικειμενική συνάρτηση, δηλαδή ως η συνάρτηση της οποίας αναζητούμε το ελάχιστο :

$$\varepsilon_p = \frac{1}{2} \left( \frac{\sum_{k=1}^K (t_{k,p} - o_{k,p})^2}{K} \right) \quad (\text{Σχέση 2.2})$$

- $K$ : το πλήθος των μονάδων εξόδου.
- $t_{k,p}$ : η επιθυμητή τιμή εξόδου της  $k$  μονάδας εξόδου.
- $o_{k,p}$ : η πραγματική τιμή εξόδου της  $k$  μονάδας εξόδου.

Εάν υποθεθεί σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης στις κρυφές στοιβάδες και στις στοιβάδες εξόδου τα σήματα εξόδου του κάθε νευρώνα αντίστοιχα δίνονται από τις σχέσεις (2.3) και (2.4)

$$o_k = f_{ok}(net_{ok}) = \frac{1}{1 + e^{-net_{ok}}} \quad (\text{Σχέση 2.3})$$

$$y_j = f_{yj}(net_{yj}) = \frac{1}{1 + e^{-net_{yj}}} \quad (\text{Σχέση 2.4})$$

Το σφάλμα εξόδου, το οποίο πρέπει να μεταφερθεί στις αρχικές στοιβάδες κατά τη φάση του *Backward propagation* ορίζεται ως:

$$\begin{aligned}\delta_{o_k} &= \frac{\partial E}{\partial net_{o_k}} = \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_{o_k}} \\ &= -(t_k - o_k)(1 - o_k)o_k = -(t_k - o_k)f'_{o_k} \quad (\text{Σχέση 2.5})\end{aligned}$$

Ενώ ο υπολογισμός των συναπτικών βαρών μεταξύ των κρυφών στοιβάδων και της στοιβάδας εξόδου υπολογίζεται από τη σχέση 2.6:

$$\Delta w_{kj} = n \left( -\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \right) = -n \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial w_{kj}} = -n \delta_{o_k} y_j \quad (\text{Σχέση 2.6})$$

Και ο υπολογισμός των συναπτικών βαρών μεταξύ των κρυφών και στοιβάδας εισόδου από τη σχέση 2.7 :

$$\Delta u_{ji} = n \left( -\frac{\partial E}{\partial u_{ji}} \right) = -n \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial u_{ji}} = -n \delta_{y_j} z_i \quad (\text{Σχέση 2.7})$$

Τέλος εάν υπάρχουν απευθείας συναπτικά βάρη που συνδέουν τη στοιβάδα εξόδου με τη στοιβάδα εισόδου, υπολογίζονται από τη σχέση 2.8 (Engelbrecht, 2007)

:

$$\Delta u_{ki} = n \left( -\frac{\partial E}{\partial u_{ki}} \right) \quad (\text{Σχέση 2.8})$$

### Error back-propagation algorithm:

Ο πιο διαδεδομένος αλγόριθμος, ο οποίος χρησιμοποιείται στη μάθηση με επίβλεψη, των multilayer networks, είναι ο *error back-propagation algorithm*. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αποτελείται από 2 περάσματα μέσω των διαφορετικών στοιβάδων του δικτύου, το forward pass και το backward pass οι οποίες είναι οι φάσεις που αναφέρθηκαν στο Gradient descent optimization.

Στο *forward pass* εφαρμόζεται ένα μοτίβο δραστηριότητας: τα δεδομένα εισόδου και το αποτέλεσμα τους διαδίδονται από στοιβάδα σε στοιβάδα. Τελικά προκύπτει ένα σετ δεδομένων εξόδου, που είναι η απόκριση του συστήματος. Κατά τη διάρκεια του forward pass τα συναπτικά βάρη του δικτύου είναι όλα προσδιορισμένα και παραμένουν αναλλοίωτα σε όλο το δίκτυο, ενώ τα σήματα λειτουργίας του δικτύου υπολογίζονται από νευρώνα σε νευρώνα.

Κατά το *backward pass* τα συναπτικά βάρη είναι όλα προσαρμοσμένα με βάση ένα error-correction learning rule, όπως αναφέρθηκε στο gradient descent optimization. Συγκεκριμένα η πραγματική απόκριση του δικτύου προκύπτει από μια επιθυμητή απόκριση παραγωγής ενός σήματος σφάλματος, το οποίο στη συνέχεια διαδίδεται προς τα πίσω, δηλαδή αντίθετα από την κατεύθυνση των συναπτικών συνδέσεων.

Τα συναπτικά βάρη αρχικά είναι τυχαία αλλά στη συνέχεια προσαρμόζονται για να επιτρέψουν στην πραγματική απόκριση του δικτύου να προσεγγίσει όσο το δυνατόν καλύτερα την επιθυμητή.

Έπειτα από την ανάλυση του back-propagation algorithm είναι κατανοητό ότι πρόκειται για μια μέθοδο βελτιστοποίησης, η οποία λειτουργεί με τη μέθοδο της ταχύτερης καθόδου, δηλαδή σε κάθε βήμα αναζητείται η ελάχιστη τιμή της κλίσης της συνάρτησης .

Ο στόχος του αλγορίθμου είναι να μάθει τις συσχετίσεις μεταξύ των σετ των δεδομένων εισόδου-εξόδου  $\{(p_1, t_1), (p_2, t_2), \dots, (p_Q, t_Q)\}$  και ως πρώτο βήμα υπολογίζει τα σήματα εξόδου των νευρώνων με βάση τις σχέσεις 2.9-2.10

$$\alpha^0 = p \quad (\text{Σχέση 2.9})$$

$$a^{k+1} = f^{k+1}(W^{k+1}a^k + b^{k+1}) \text{ (Σχέση 2.10)}$$

- $k$ : πλήθος των στοιβάδων του δικτύου
- $W$ : συναπτικά βάρη
- $f$ : συνάρτηση ενεργοποίησης
- $b$ : bias

Στη συνέχεια κατά το backward pass μεταδίδει προς τα πίσω την πληροφορία που υπάρχει στο σφάλμα πρόβλεψης, όπως παρουσιάζεται στη σχέση 2.11

$$\delta^k = \dot{F}^k(n^k)W^{k+1T}\delta^{k+1} \text{ (Σχέση 2.11)}$$

Τέλος αναβαθμίζει τα συναπτικά βάρη και τα bias με βάση τις σχέσεις 2.6-2.8 (Haykin,1999)

### Levenberg – Marquardt algorithm

Ο λόγος για τον οποίο δημιουργήθηκε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος ήταν για την επιτάχυνση της σύγκλισης του back-propagation αλγορίθμου. Επομένως η συγκεκριμένη μέθοδος χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση feedforward νευρωνικών δικτύων. Ο back-propagation είναι αλγόριθμος της “πιο απότομης καθόδου”, ενώ ο Marquardt - Levenberg είναι ένας συνδυασμός της απότομης καθόδου και της μεθόδου Newton. Η μέθοδος απότομης καθόδου συγκλίνει συνήθως αργά, αλλά εγγυημένα. Αντιθέτως η μέθοδος Newton συγκλίνει πολύ πιο γρήγορα αλλά σε περίπτωση που δεν επιλεγεί η κατάλληλη αρχική τιμή υπάρχει το ενδεχόμενο να μη συγκλίνει και καθόλου. Επίσης οι Newton μέθοδοι θεωρούνται πιο αποδοτικές όμως οι υπολογιστικές και αποθηκευτικές τους απαιτήσεις, αυξάνονται με την αύξηση του μεγέθους του νευρωνικού δικτύου. Η μέθοδος Marquardt–Levenberg είναι επομένως πιο αποδοτική σε σχέση με την απλή μέθοδο της απότομης καθόδου και την απλή μέθοδο Newton.

Τα βήματα τα οποία ακολουθούνται στη συγκεκριμένη μέθοδο είναι τα εξής :

1. Είσοδος όλων των δεδομένων εισόδου στο νευρωνικό και υπολογισμός των δεδομένων εξόδου με τη χρήση των σχέσεων 2.9 και 2.10, υπολογισμός των

σφαλμάτων  $e_q = t_q - a_q^M$  και της αντικειμενικής συνάρτησης E (σχέση 2.2) σε όλες τις εισόδους.

- Υπολογισμός του Ιακωβιανού πίνακα χρησιμοποιώντας τις σχέσεις 2.11 και τις σχέσεις 2.12- 2.15

$$\Delta^M = -\dot{F}^M (n^M) \quad (\text{Σχέση 2.12})$$

$$J(x) = \left[ \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_n} \right] \quad (\text{Σχέση 2.13})$$

$$\frac{\partial E}{\partial w^k(i,j)} = \delta^k(i) a^{k-1}(j) \quad (\text{Σχέση 2.14})$$

$$\frac{\partial E}{\partial b^k(i)} = \delta^k(i) \quad (\text{Σχέση 2.15})$$

- Επίλυση της σχέσης 2.13 για την εύρεση του  $\Delta x$ :

$$\Delta x = [J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1} J^T(x) e(x) \quad (\text{Σχέση 2.13})$$

- Επαναπροσδιορισμός του άθροισματος των τετραγώνων των σφαλμάτων χρησιμοποιώντας το  $x + \Delta x$ . Εάν αυτό το άθροισμα είναι μικρότερο από αυτό που υπολογίστηκε στο βήμα 1 τότε μειώνεται το  $\mu$  κατά  $\beta$  το  $x = x + \Delta x$  και μεταβαίνει στο βήμα 1 ξανά. Αντίθετα εάν το άθροισμα δεν μειώνεται, το  $\mu$  αυξάνεται κατά  $\beta$  και επιστρέφει στο βήμα 3.
- Ο αλγόριθμος σταματάει όταν η κλίση της αντικειμενικής συνάρτησης είναι μικρότερη από μία προκαθορισμένη τιμή ή όταν το άθροισμα των τετραγώνων έχει μειωθεί σε ένα επιθυμητό σφάλμα.

### Κανονικοποίηση :

Τέλος μία σημαντική διαδικασία η οποία γίνεται πριν την είσοδο των δεδομένων στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι η κανονικοποίηση τους στην οποία γίνεται μια



μη γραμμική χαρτογράφηση από το πεδίο των πραγματικών σε ένα διάστημα αυτού. Στην πραγματικότητα, γίνεται μια συρρίκνωση ή επέκταση του άξονα των πραγματικών αριθμών σε έναν νέο άξονα. Ανάλογα με τη συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία χρησιμοποιείται, το διάστημα- άξονας είναι συνήθως είτε το  $[-1, 1]$  είτε το  $[0, 1]$ . Η κανονικοποίηση γίνεται προκειμένου όλες οι μετρήσεις να βρίσκονται στο ίδιο εύρος τιμών κάτι το οποίο οδηγεί σε μείωση της ευαισθησίας της διαφοράς των τιμών. (Haykin, 1999)

## 2.9 Ιστορική αναδρομή

Οι βάσεις της τεχνητής νοημοσύνης δημιουργήθηκαν από τον Allan Turing, ο οποίος το 1950 δημιούργησε το “Turing test” με βάση το οποίο μια μηχανή θα μπορούσε να θεωρηθεί έξυπνη, εφόσον ένας άνθρωπος ο οποίος θα συνομιλούσε μέσω ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή με έναν άνθρωπο, αλλά και με μια μηχανή, δεν θα μπορούσε να διακρίνει ποιος είναι η μηχανή και ποιος ο άνθρωπος. Μέχρι στιγμής, το ρωσικό λογισμικό Eugene Goostman θεωρείται ότι κατάφερε να περάσει το τεστ Turing, αφού ξεπέρασε το όριο του 30% που είχε θέσει ο μαθηματικός. Ωστόσο, πέραν της μοντελοποίησης ορισμένων βιολογικών νευρώνων, οι μηχανές δεν έχουν καταφέρει να επιτύχουν τις λειτουργίες της διαίσθησης, της συνείδησης και των συναισθημάτων. (Engelbrecht, 2007)

Το πρώτο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δημιουργείται το 1943 από τους McCulloch και Pitts, οι οποίοι συνδέουν τις επιστήμες της νευροφυσιολογίας και των μαθηματικών, θέτοντας τις βάσεις της τεχνητής νοημοσύνης και των νευρωνικών δικτύων. Οι McCulloch και Pitts απέδειξαν ότι με συγκεκριμένο αριθμό νευρώνων και δικτύων και με τον κατάλληλο συγχρονισμό, το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να υπολογίσει οποιαδήποτε υπολογίσιμη συνάρτηση. (Haykin, 1999)

## ***Κεφάλαιο 3***

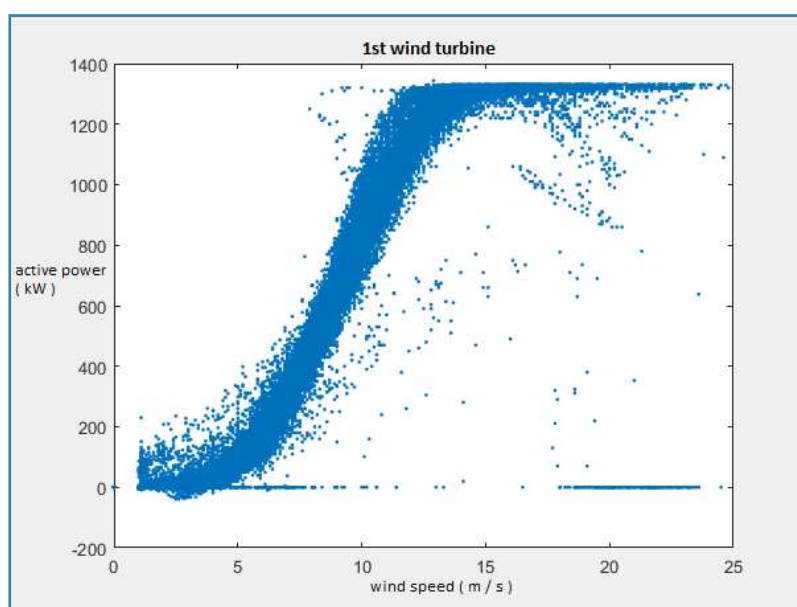
### ***« Μοντελοποίηση ανεμογεννήτριας »***

### 3.1 Περιγραφή αρχικών δεδομένων ανεμογεννητριών.

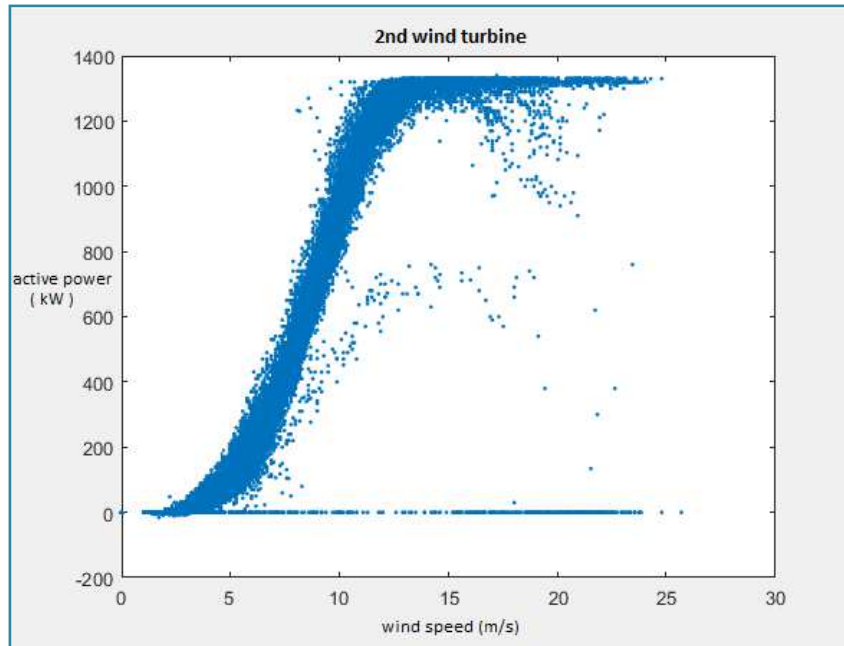
Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται στη συγκεκριμένη μελέτη, προέρχονται από ένα αιολικό πάρκο στην Ελλάδα, η τοποθεσία του οποίου ζητήθηκε από την εταιρεία που διαχειρίζεται το αιολικό πάρκο να μην γνωστοποιηθεί.

Περιλαμβάνουν την ταχύτητα του ανέμου (m/s), την παραγόμενη ισχύ (KW), την διεύθυνση του ανέμου (yaw angle) και το σύστημα ελέγχου βήματος (pitch control ) από 4 ανεμογεννήτριες. Οι μετρήσεις των μεταβλητών είναι ανά δέκα λεπτά σε διάστημα ενός χρόνου (1/1/16 0:10 – 1/1/17 0:00). Το χρονικό διάστημα επιλογής μεταξύ των μετρήσεων, δηλαδή τα 10 λεπτά, είναι αρκετά συνηθισμένο σε ενεργειακές μελέτες (Mikkelsen, 2016). Συνολικά υπάρχουν 49476 αρχικά δεδομένα για την πρώτη ανεμογεννήτρια, 49764 για την δεύτερη αλλά και για την τρίτη και 49736 για την τέταρτη ανεμογεννήτρια.

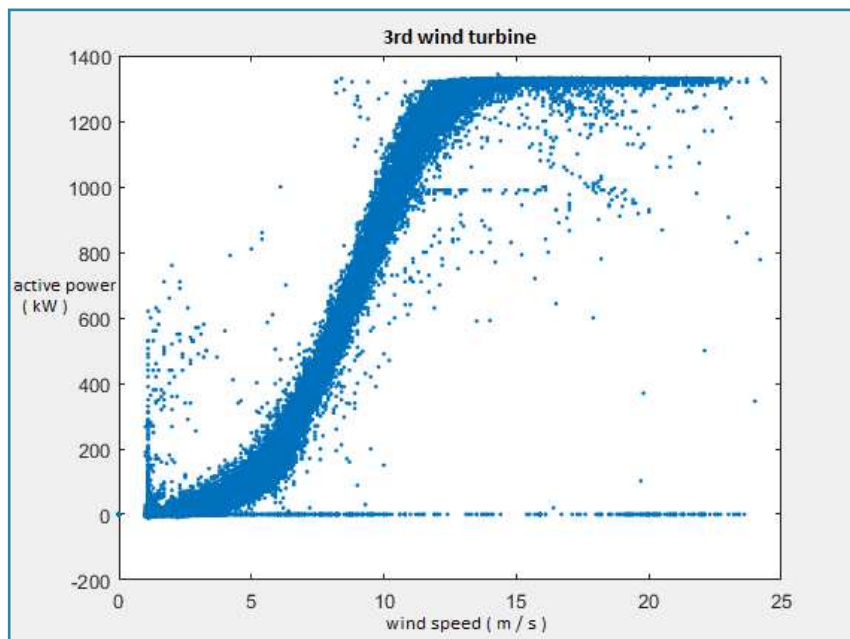
Τα βασικά διαγράμματα ισχύος-ταχύτητας του ανέμου των αρχικών δεδομένων των τεσσάρων ανεμογεννητριών, παρουσιάζονται στα διαγράμματα 3.1- 3.4 .



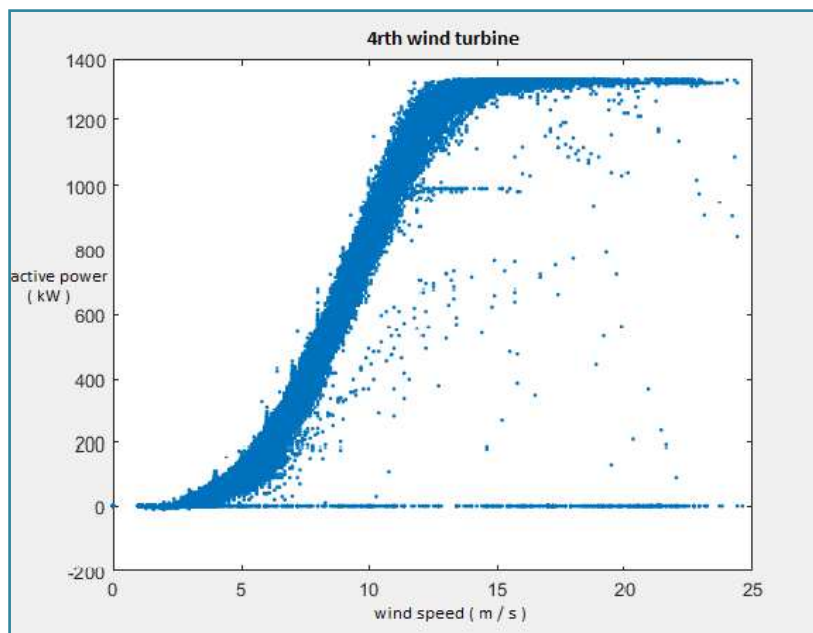
**Διάγραμμα 3.1 :** Διάγραμμα ισχύος (αρχικών δεδομένων) 1<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας



**Διάγραμμα 3.2:** Διάγραμμα ισχύος (αρχικών δεδομένων) 2<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας



**Διάγραμμα 3.3:** Διάγραμμα ισχύος (αρχικών δεδομένων) 3<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας



**Διάγραμμα 3.4:** Διάγραμμα ισχύος (αρχικών δεδομένων) 4<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας

Από τα παραπάνω διαγράμματα παρατηρούμε ότι υπάρχουν αρκετές τιμές οι οποίες είναι μη φυσιολογικές, σε σχέση με τα διαγράμματα τα οποία παρουσιάζονται στο κεφάλαιο 2. Αυτές οι τιμές πιθανότητα οφείλονται σε θόρυβο και προκειμένου να μειωθεί το σφάλμα της μοντελοποίησης θα αφαιρεθούν με μια διαδικασία η οποία ονομάζεται preprocessing. (Ouyang, Kusiak, He , 2016)

### 3.2 Επεξεργασία αρχικών δεδομένων.

#### ➤ *Αφαίρεση συνεχόμενων μηδενικών τιμών*

Η πρώτη παρέμβαση που έγινε στα δεδομένα είναι η *αφαίρεση συνεχόμενων μηδενικών στοιχείων*. Τα συνεχόμενα μηδενικά στοιχεία παρατηρήθηκαν στην παραγόμενη ισχύ, για μη μηδενικές τιμές της ταχύτητας του ανέμου, κάτι το οποίο ίσως να αποδεικνύει ότι τις στιγμές αυτές οι ανεμογεννήτριες είτε δεν ήταν σε λειτουργία, είτε ότι είχε κάποιο πρόβλημα ο αισθητήρας. Οι συγκεκριμένες

μηδενικές τιμές συναντώνται και για τιμές της ταχύτητας του ανέμου μεγαλύτερες από το  $v_{cut-in}$ , όπως μπορεί να φανεί από τα παραπάνω διαγράμματα (για τιμές του ανέμου μικρότερες του  $v_{cut-in}$  η ανεμογεννήτρια ούτως η άλλως δεν παράγει έργο, όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 2). Τα συγκεκριμένα συνεχή διαστήματα αποκόπτονται από τις 4 ανεμογεννήτριες για όλες τις παραμέτρους (active power, wind speed, yaw angle, pitch control).

Η μεταβλητή μέσω της οποίας καθορίζονται τα διαστήματα των συνεχόμενων μη μηδενικών τιμών, που θα χρησιμοποιηθούν, ονομάζεται “katw\_orio” και αποτελεί τον ελάχιστο επιθυμητό αριθμό τιμών που θα αποτελούν το κάθε διάστημα. Οι τιμές αυτές καθορίζονται με δοκιμή – σφάλμα.

Έπειτα από την αφαίρεση των μηδενικών διαστημάτων που προαναφέρθηκαν, πρέπει να αφαιρεθούν και οι υπόλοιπες μη φυσιολογικές τιμές. Η διαδικασία που θα ακολουθηθεί στηρίζεται σε μια μέθοδο που ονομάζεται *εκθετική εξομάλυνση* (*exponential smoothing*):

Εκθετική Εξομάλυνση: Αποτελεί μια από τις βασικές μεθόδους που χρησιμοποιούνται στην ανάλυση σημάτων (signal processing). Οι τεχνικές επεξεργασίας σήματος χρησιμοποιούνται για τη βελτίωση της πιστότητας μετάδοσης σήματος, της αποδοτικότητας αποθήκευσης και για την ανίχνευση στοιχείων στα δεδομένα των μετρήσεων.

Η εκθετική εξομάλυνση είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται σε “time series”, δηλαδή σε δεδομένα τα οποία βρίσκονται χρονικά διατεταγμένα και αποσκοπεί στη στατιστική πρόβλεψη τιμών είτε για τη δημιουργία ομαλών αποτελεσμάτων είτε για προβλέψεις. Οι διαδικασίες πρόβλεψης δρουν ως ένα φίλτρο του θορύβου στα δεδομένα εισόδου. Στη συγκεκριμένη μελέτη η χρονοσειρά η οποία χρησιμοποιείται αποτελείται από τις τιμές της παραγόμενης ισχύος. (Brown, Meyer, 1960)

Το βασικό πλεονέκτημα της εκθετικής εξομάλυνσης σε σύγκριση με άλλες μεθόδους προβλέψεων είναι, το μικρό αρχείο «ιστορικών» δεδομένων που χρησιμοποιείται, σε αντίθεση με τεχνικές των ελαχίστων τετραγώνων. Το αρχείο

αυτό αποτελείται από όλες τις προηγούμενες παρατηρήσεις, στις οποίες όμως αποδίδονται όλο και πιο μειούμενα βάρη με βάση την παλαιότητα των παρατηρήσεων. Αυτό αποτελεί και τη βασική διαφορά της εκθετικής εξομάλυνσης με τον απλό κινούμενο μέσο όρο, το οποίο υπολογίζει ισάξια όλες τις προηγούμενες παρατηρήσεις, όλες οι παρατηρήσεις επομένως έχουν τα ίδια βάρη .

### ➤ Προ - επεξεργασία δεδομένων

Η προ- επεξεργασία ξεκινάει με τον προσδιορισμό του μέσου όρου και της τυπικής απόκλισης της ισχύος.

Η διακύμανση στην ισχύ που οφείλεται στην διακύμανση των ταχυτήτων του ανέμου, εξαναγκάζει στον υπολογισμό της μέσης τιμής σε κάθε βήμα, με βάση την εκθετική εξομάλυνση. (Oyang, etall, 2016)

Η εξίσωση που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της μέσης τιμής στο t βήμα φαίνεται στη σχέση 3.1 :

$$x_t = a x_t + (1 - a)x_{t-1} \quad (\text{Σχέση 3.1})$$

Στη συνέχεια οι φυσιολογικές τιμές καθορίζονται από την ανίσωση της σχέσης 3.2

$$x_{t-1} - k\sigma < x_t < x_{t-1} + k\sigma \quad (\text{Σχέση 3.2})$$

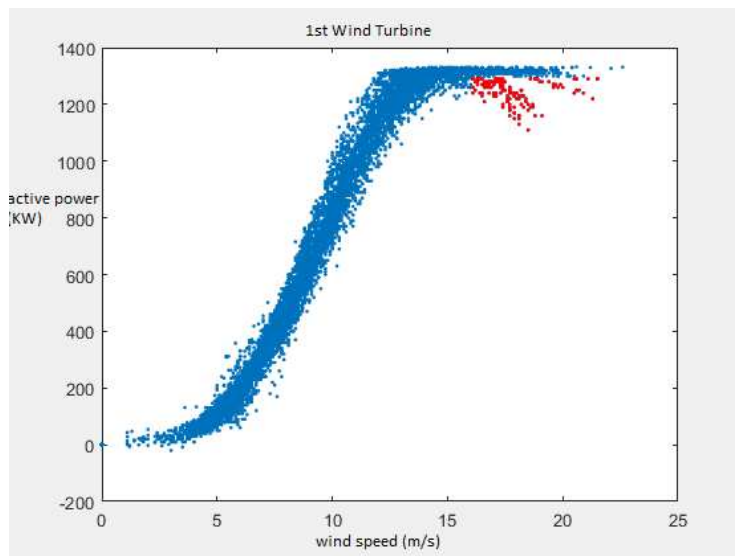
Οι τιμές οι οποίες δεν βρίσκονται ανάμεσα στα συγκεκριμένα όρια αποτελούν τις μη φυσιολογικές τιμές .

Οι σταθερές  $a$  και  $k$  οι οποίες αναφέρονται στις παραπάνω εξισώσεις προσδιορίζονται εμπειρικά, μέσω της διαδικασίας δοκιμής – σφάλματος και αποτελούν η  $a$  τη σταθερά εξομάλυνσης η οποία λαμβάνει τιμές από 0 έως 1 και η  $k$  μια παράμετρο η οποία καθορίζεται από στατιστική ανάλυση. Το  $a$  διαχειρίζεται τη συνεισφορά, των προηγούμενων μετρήσεων, στους υπολογισμούς. Όσο πιο κοντά στο 0 βρίσκεται το  $a$ , τόσο περισσότερο φιλτράρει τα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι για  $a=1$  έχουμε το λιγότερο φιλτράρισμα.(Brown, Meyer, 1960). Η σταθερά  $a$  και η σταθερά  $k$  παίρνουν τις ίδιες τιμές για όλες τις ανεμογεννήτριες. Οι τιμές αυτές είναι :  $a = 0.8$  και  $k = 0.3$ .

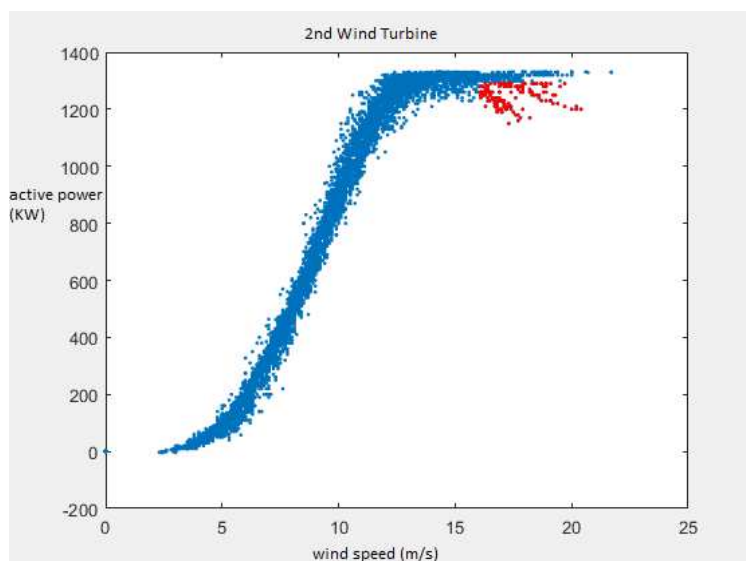
➤ **Αφαίρεση “NaN” τιμών**

Τέλος μια τρίτη παρέμβαση η οποία έγινε είναι η *απαλοιφή ορισμένων κελιών, στα οποία βρέθηκαν “NaN” ενδείξεις*, δηλαδή χωρίς τιμή, στα δεδομένα του pitch control. Οι ελλείψεις των τιμών αυτών εντοπίζονται και στις 4 ανεμογεννήτριες και πιθανώς προέρχονται από σφάλμα του αισθητήρα.

Έπειτα από τις παραπάνω διαδικασίες προκύπτουν τα διαγράμματα (3.5 - 3.9) :

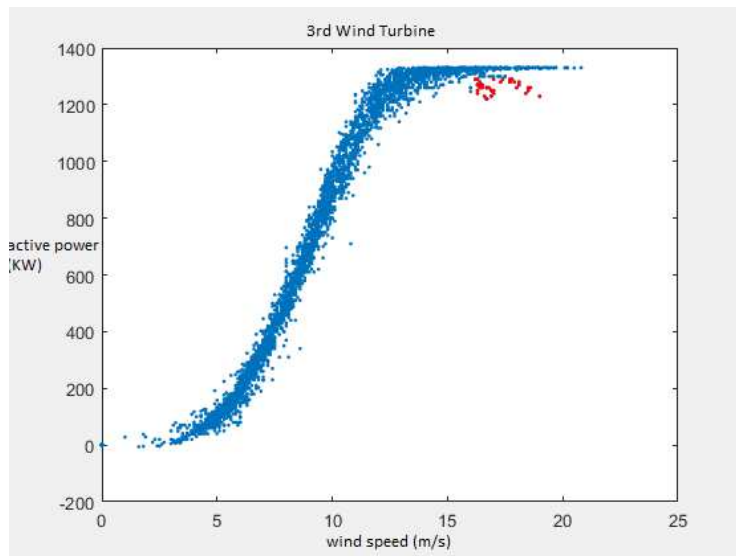


**Διάγραμμα 3.5 :** Καμπύλη ισχύος της 1<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας μετά από το φιλτράρισμα.

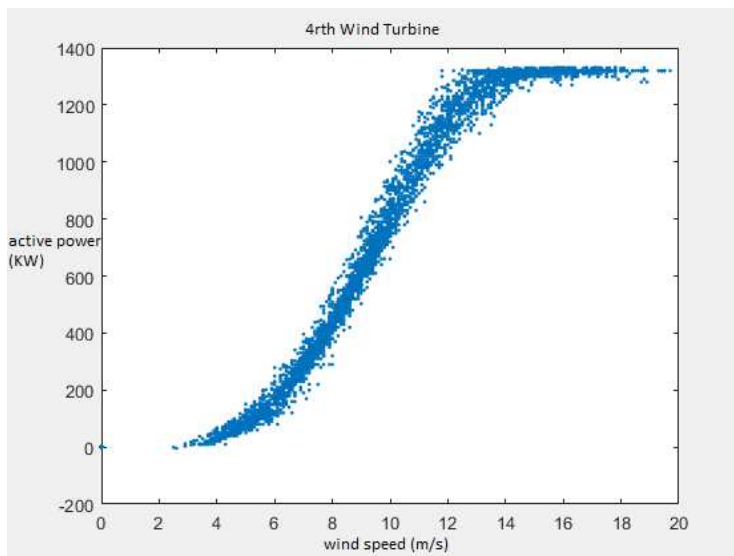


**Διάγραμμα 3.6 :** Καμπύλη ισχύος της 2<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας μετά από το φιλτράρισμα.





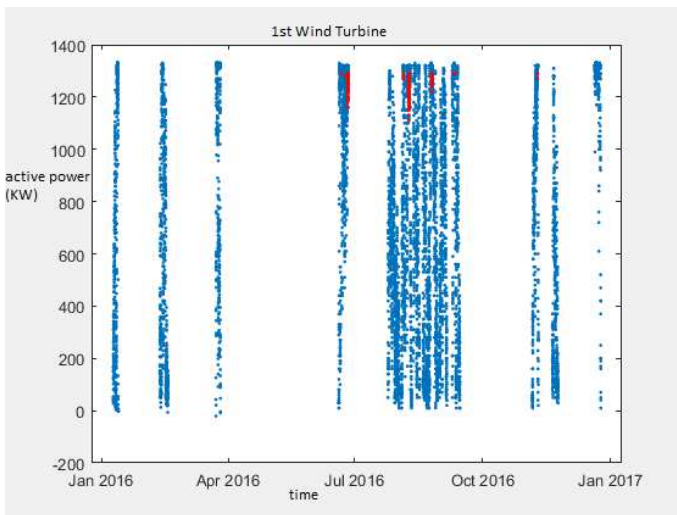
**Διάγραμμα 3.7 :** Καμπύλη ισχύος της 3<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας μετά από το φιλτράρισμα.



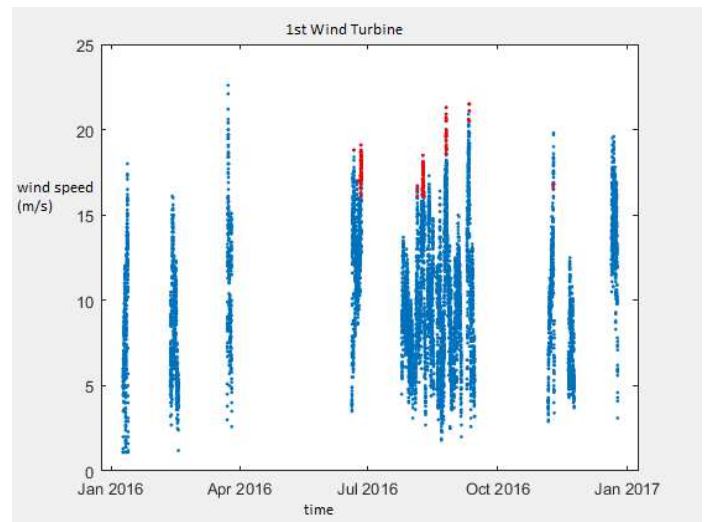
**Διάγραμμα 3.8 :** Καμπύλη ισχύος της 4<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας μετά από το φιλτράρισμα.

Στα παραπάνω διαγράμματα υπάρχουν τιμές στις 3 πρώτες ανεμογεννήτριες οι οποίες καμπυλώνουν και οι οποίες δεν μοιάζουν με τα πρότυπα διαγράμματα ισχύος – ταχύτητας ανέμου. Οι τιμές αυτές έχουν χρωματιστεί κόκκινες. Η εύρεση τους γίνεται εμπειρικά (βρίσκοντας τις τιμές από το διάγραμμα) και ο αλγόριθμος ο οποίος χρησιμοποιείται βρίσκεται στο παράρτημαΑ στο κομμάτι του κώδικα που αναφέρεται ως ***“find red data***

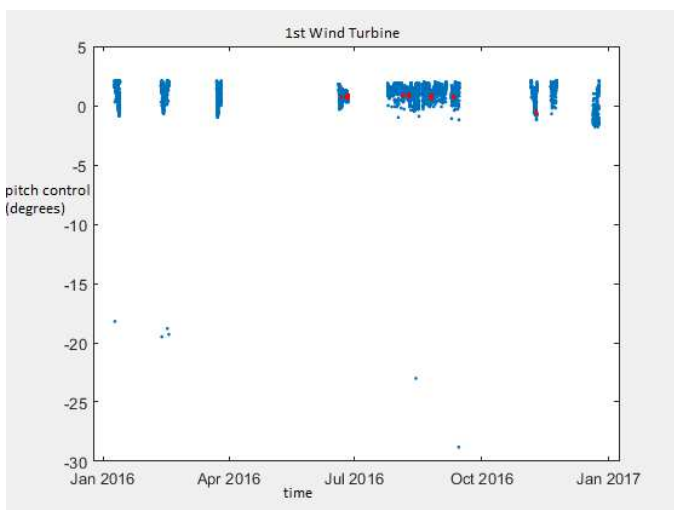
Προκειμένου να διερευνηθεί η φύση του προβλήματος της καμπύλωσης, πραγματοποιούνται και τα παρακάτω διαγράμματα 3.9-3.20, από τα οποία προκύπτει το συμπέρασμα ότι η καμπύλωση, εφόσον συναντάται για συγκεκριμένες τιμές του pitch control και του yaw angle δεν αποτελεί τυχαίο γεγονός, αλλά πιθανόν υπάρχει κάποιο σφάλμα



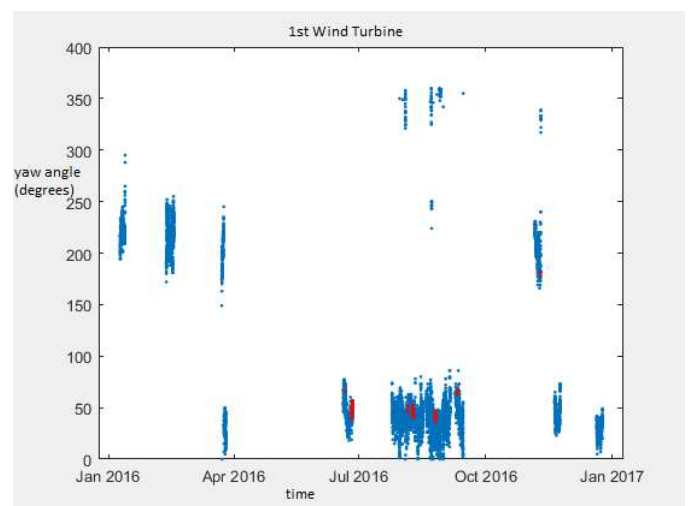
Διάγραμμα 3.9: Ισχύς-χρόνος 1ης



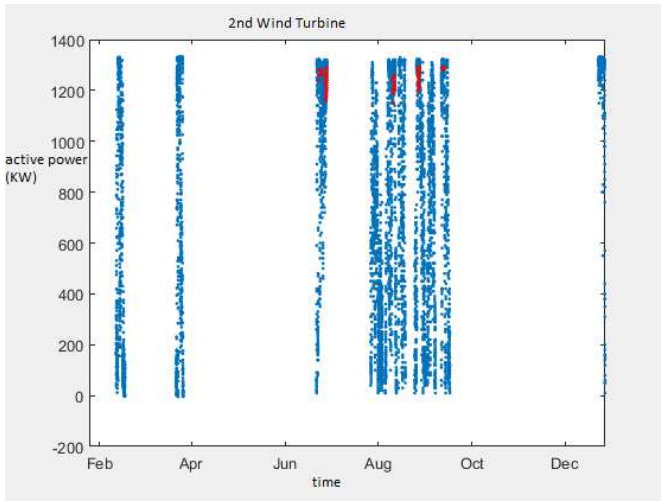
Διάγραμμα 3.10: Ταχύτητα ανέμου – χρόνος 1ης



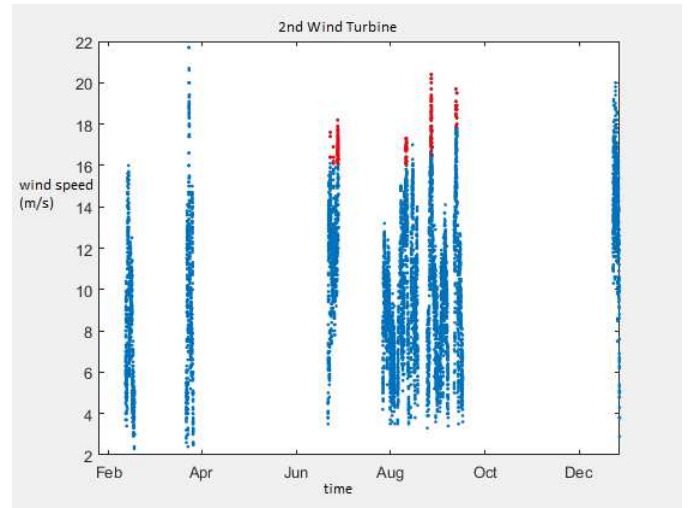
Διάγραμμα 3.11: pitch-χρόνος 1ης



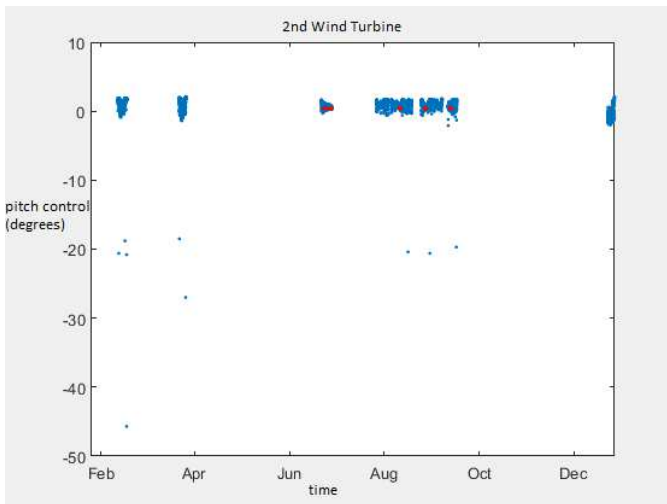
Διάγραμμα 3.12: yaw-χρόνος 1ης



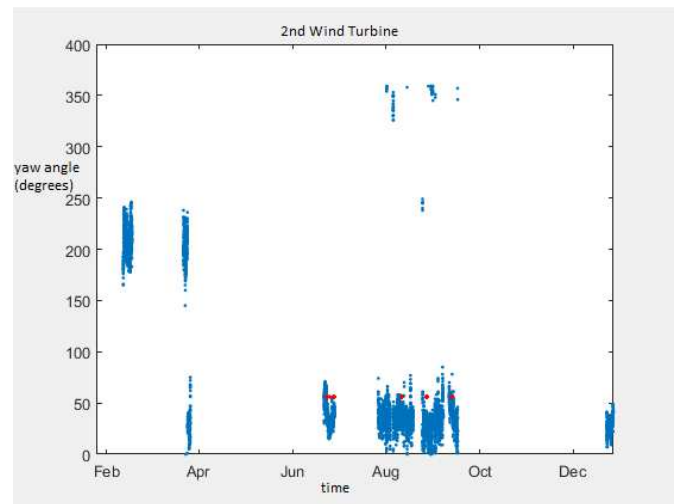
Διάγραμμα 3.13: Ισχύς – χρόνος 2<sup>ης</sup>



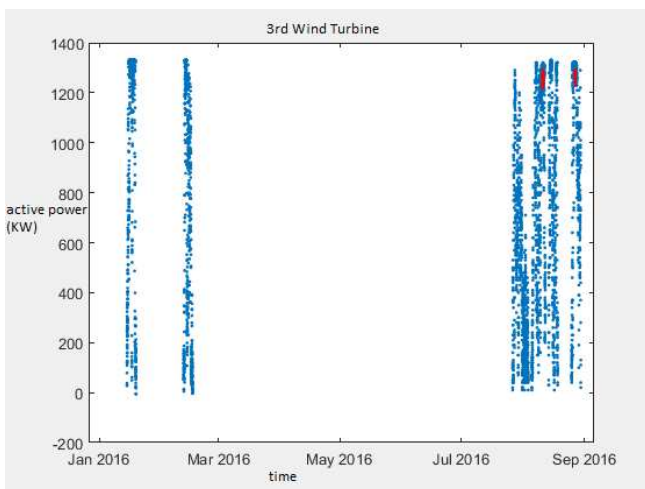
Διάγραμμα 3.14: Ταχύτητα ανέμου-χρόνος 2<sup>ης</sup>



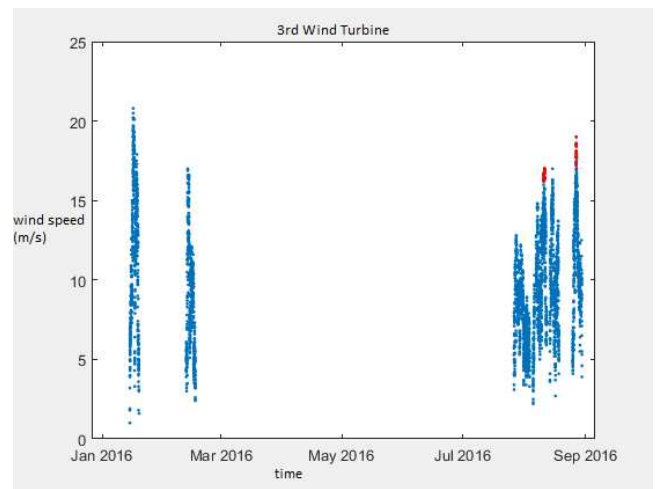
Διάγραμμα 3.15: pitch-χρόνος 2<sup>ης</sup>



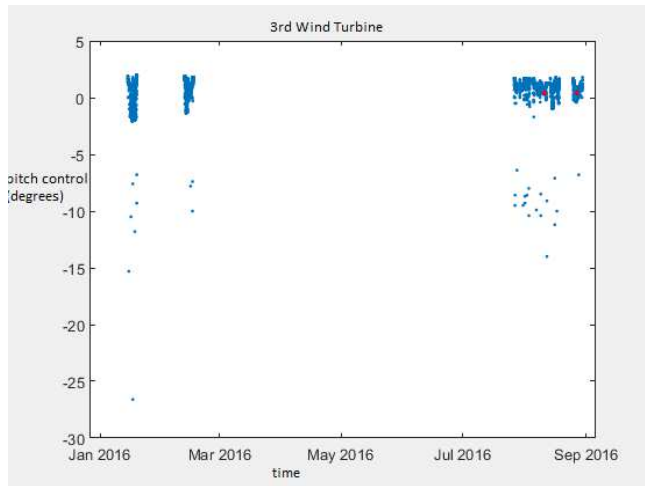
Διάγραμμα 3.16: yaw- χρόνος 2<sup>ης</sup>



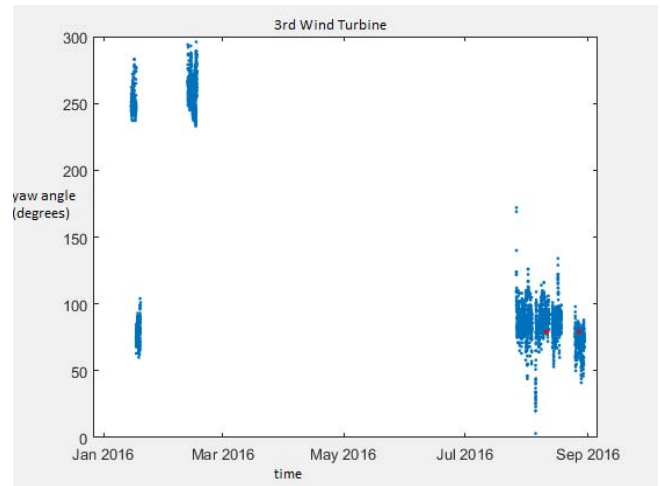
Διάγραμμα 3.17: Ισχύς-χρόνος 3<sup>ης</sup>



Διάγραμμα 3.18: Ταχύτητα ανέμου-χρόνος 3<sup>ης</sup>



**Διάγραμμα 3.19:**pitch-χρόνος 3<sup>ης</sup>



**Διάγραμμα 3.20:**yaw- χρόνος 3<sup>ης</sup>

Επομένως αυτά τα προβληματικά δεδομένα αποκóπτονται και τελικά από τα 49476 δεδομένα για την πρώτη ανεμογεννήτρια , 49764 για την δεύτερη και για την τρίτη και 49736 για την τέταρτη ανεμογεννήτρια , απομένουν μετά το φιλτράρισμα των δεδομένων, 10386 δεδομένα για την 1η, 8324 για την 2η, 4654 για την 3η και 5260 για την 4η ανεμογεννήτρια.

### 3.3 Ανάπτυξη μοντέλου με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Ένας πρακτικός τρόπος μοντελοποίησης των ανεμογεννητριών με τεχνητή νοημοσύνη είναι αυτός των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η μοντελοποίηση με evolutionary computation χρησιμοποιείται για προβλήματα βελτιστοποίησης, επομένως δεν αποτελεί κατάλληλη μέθοδο για το συγκεκριμένο πρόβλημα, το οποίο μπορεί να χαρακτηριστεί ως προσέγγιση συνάρτησης και στόχο έχει την εκμάθηση των λειτουργικών σχέσεων μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου. Τα fuzzy systems θα απαιτούσαν τη δημιουργία κανόνων που θα έπρεπε να ακολουθηθούν ,

ενώ ο πιο απλός τρόπος, δηλαδή τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν με ένα “blackbox” το οποίο χρειάζεται απλά τροφοδότηση με δεδομένα (Engelbrecht, 2007). Ο όρος “blackbox” χρησιμοποιείται, καθώς ενώ είναι γνωστή η είσοδος και η έξοδος στο νευρωνικό δίκτυο, δεν είναι γνωστές οι ακριβείς διαδικασίες που συμβαίνουν στο εσωτερικό του.

Για τη σωστή δημιουργία και εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι απαραίτητο τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν να περιέχουν όσο το δυνατόν λιγότερο θόρυβο. Για αυτό το λόγο τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται στην παρακάτω διαδικασία είναι τα τελικά δεδομένα που προέκυψαν.

Η διαδικασία για τη μοντελοποίηση των ανεμογεννητριών με τη χρήση νευρωνικών δικτύων, πραγματοποιείται στη **matlab** με το έτοιμο toolbox (πακέτο εντολών ) που διαθέτει και περιγράφεται παρακάτω. Η διαδικασία είναι η ίδια και για τις 4 ανεμογεννήτριες, όπως φαίνεται στο *παράρτημα Α*:

#### 1. Βήματα πριν τη δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού δικτύου :

Αρχικά προκειμένου να δημιουργηθεί μια τυχαιότητα στα δεδομένα χρησιμοποιείται η εντολή `randperm` (Αλεξανδρίδης, 2015) η οποία *αναδιατάσσει τυχαία τη σειρά των δεδομένων*, κάτι το οποίο είναι απαραίτητο για το μετέπειτα χωρισμό των δεδομένων σε `training` , `validation` και `testing` (βήμα το οποίο θα αναλυθεί πιο κάτω).

Έπειτα από τη τυχαία αναδιάταξη των δεδομένων γίνεται ο *διαχωρισμός των μεταβλητών του προβλήματος σε μεταβλητές εισόδου και εξόδου*. Οι μεταβλητές εισόδου ( $x$ ) στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι η ταχύτητα του ανέμου (`wind speed`), η διεύθυνση του ανέμου (`yaw angle`) και το σύστημα ελέγχου πτερυγίων (`pitch control`). Ως μεταβλητή εξόδου ( $y$ ) ορίζεται η παραγόμενη ισχύς (`active power`). Η μεταβλητή εξόδου αποτελεί την επιθυμητή τιμή με την οποία η έξοδος του δικτύου σχετίζεται κάθε φορά για την παραγωγή του σφάλματος .

Το τελικό βήμα πριν τη δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι η *κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου και εξόδου* με την εντολή `mapminmax`. Η κανονικοποίηση γίνεται στο διάστημα τιμών  $[-1,1]$  για λόγους που έχουν αναφερθεί

στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο. Τα κανονικοποιημένα δεδομένα βρίσκονται στις μεταβλητές  $xsc$  και  $ysc$  για τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου αντίστοιχα.(Αλεξανδρίδης, 2015)

## 2. Δημιουργία τεχνητού νευρωνικού δικτύου :

Το πρώτο βήμα για τη δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι ο καθορισμός της **αρχιτεκτονικής** του, δηλαδή του αριθμού των κρυφών στοιβάδων από τις οποίες θα αποτελείται καθώς και του αριθμού των νευρώνων που θα περιέχεται σε κάθε στοιβάδα. Οι τιμές αυτές αποθηκεύονται στο διάνυσμα  $hl$ , το οποίο συντάσσεται ως :  $hl = [x_1 x_2 \dots x_n]$ , όπου  $n$  είναι το πλήθος των κρυφών στοιβάδων και  $x$  ο αριθμός των νευρώνων που αποτελούν την κάθε στοιβάδα. (Αλεξανδρίδης, 2015)

Η επιλογή ενός “ multilayer network ”, δηλαδή η παρουσία έστω μιας κρυφής στοιβάδας, εφόσον υπάρχει μεγάλος αριθμός δεδομένων εισόδου, δίνει στο δίκτυο τη δυνατότητα να προσεγγίσει πιο πολύπλοκες συναρτήσεις.(Haykin,1999)

Προκειμένου να βρεθούν οι βέλτιστες τιμές για το  $hl$  , αναπτύσσεται ο αλγόριθμος που βρίσκεται στο παράρτημα Β

Το δεύτερο βήμα είναι ο καθορισμός του **μοντέλου** του τεχνητού νευρωνικού δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί, που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι feedforward.

Το τελευταίο βήμα είναι το μέρισμα των δεδομένων σε 3 υποσύνολα :

**Training:** Αποτελεί το μεγαλύτερο υποσύνολο των δεδομένων, καθώς αυτό χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου. Το ποσοστό του καθορίζεται ανάλογα με τον αριθμό των δεδομένων που είναι διαθέσιμα σε κάθε μελέτη. Στη

συγκεκριμένη μελέτη που υπάρχει μεγάλος αριθμός δεδομένων, το υποσύνολο της εκπαίδευσης αποτελεί το 50 % του συνόλου.

**Validation:** Είναι το υποσύνολο με βάση το οποίο καθορίζεται η λήξη της εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση σταματάει για να μη μάθει το νευρωνικό το θόρυβο του συστήματος και αυτό πρακτικά συμβαίνει όταν η καμπύλη του validation βρίσκεται στο ελάχιστο σημείο. Αποτελεί το 25 % του συνόλου των δεδομένων .

**Testing:** Είναι το υποσύνολο το οποίο δεν λαμβάνει μέρος στην εκπαίδευση, αντιθέτως παραμένει ανεξάρτητο για τη μετέπειτα σύγκριση με τα δεδομένα εξόδου που προβλέπονται από το νευρωνικό. Αποτελεί επομένως ένα μέτρο της αποτελεσματικότητας του δικτύου και απαρτίζεται από το 25% του συνόλου των δεδομένων, για τη συγκεκριμένη μελέτη.

Τα ποσοστά των παραπάνω συνόλων δεδομένων εξαρτώνται από τον αριθμό των δεδομένων τα οποία είναι διαθέσιμα. Πάντα το μεγαλύτερο ποσοστό καταναλώνεται στην εκπαίδευση, ωστόσο εάν το πλήθος των δεδομένων είναι μικρό, υπάρχει περίπτωση τα ποσοστά να είναι ισομερώς κατανομημένα.

### 3. Εκπαίδευση δικτύου :

Μετά τη δημιουργία του δικτύου σειρά έχει η εκπαίδευση αυτού. Σκοπός είναι ο προσδιορισμός των συναπτικών βαρών και του bias.

Ο κανόνας εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται είναι ο *Levenberg-Marquardt backpropagation*, ο οποίος έχει αναλυθεί στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο.

Υπολογίζοντας ένα σταθμικό άθροισμα μπορεί να καταλήξουμε σε μια οποιοδήποτε τιμή στον άξονα των πραγματικών αριθμών. Για να περιορίσουμε το συγκεκριμένο άθροισμα, το βάζουμε σε μια συνάρτηση η οποία συμπιέζει τον άξονα των αριθμών σε μία κλίμακα καθορισμένου εύρους. Οι συναρτήσεις αυτές, που χρησιμοποιούνται στις κρυφές στοιβάδες είναι σιγμοειδείς όπως στη (σχέση 3.3) :

$$S(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (\text{Σχέση 3.3})$$

Ωστόσο στην τελευταία στοιβάδα, αυτή των δεδομένων εξόδου η συνάρτηση είναι γραμμική. Αυτό συμβαίνει, γιατί οι σιγμοειδείς συναρτήσεις που έχουν χρησιμοποιηθεί στις προηγούμενες στοιβάδες μπορεί να αποκόψουν κάποιες τιμές.

#### 4. Προσδιορισμός απόδοσης του μοντέλου :

Έπειτα από την πρόβλεψη των αποτελεσμάτων από το νευρωνικό δίκτυο και την αποκανονικοποίηση των δεδομένων, είναι απαραίτητη η αξιολόγηση της απόδοσης του, δηλαδή του πόσο καλά μπορεί να προσομοιώσει το φυσικό μοντέλο με βάση τα δεδομένα που του έχουν δοθεί και το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου που έχει αναπτυχθεί .

Για την παραπάνω διαδικασία, γίνεται μια σύγκριση των εξαγόμενων δεδομένων του νευρωνικού με τα δεδομένα που βρίσκονται στο διάστημα τιμών του test. Υπάρχουν 2 τρόποι προσδιορισμού της απόδοσης. Ο πρώτος προκύπτει από τη δημιουργία συγκριτικών διαγραμμάτων των δεδομένων που προαναφέρθηκαν. Ωστόσο, τα αποτελέσματα τα οποία προκύπτουν από τον πρώτο τρόπο δεν μπορούν να δείξουν με ακρίβεια τη σύγκλιση των τιμών. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιείται και ο υπολογισμός του συντελεστή προσδιορισμού  $R^2$  (coefficient of determination).

Το  $R^2$  αποτελεί μια ένδειξη του πόσο κοντά είναι οι προβλεπόμενες με τις επιθυμητές τιμές. Στην πραγματικότητα ο δείκτης  $R^2$  υπολογίζει πόσο σφάλμα υπάρχει μεταξύ αυτών των τιμών, αλλά και πόσο διεσπαρμένες είναι οι τιμές γύρω από το μέσο όρο. Ο τελευταίος υπολογισμός δίνει το ποσό της πληροφορίας που μπορεί να δοθεί από το συγκεκριμένο μοντέλο. Συνοψίζοντας ο συγκεκριμένος δείκτης υποδεικνύει τι ποσοστό της διακύμανσης των δεδομένων εξηγείται από το μοντέλο. Επίσης όσο πιο μικρός ή αρνητικός είναι ο δείκτης τόσο χειρότερο είναι το μοντέλο. Όσο πιο κοντά στο 1 βρίσκεται , τόσο καλύτερα.

Οι πράξεις για την εύρεση του  $R^2$  παρουσιάζονται παρακάτω (σχέσεις 3.4-3.6) :



$$SS_{res} = \sum (y_{real} - y_{predicted})^2 \quad (\text{Σχέση 3.4})$$

$$SS_{tot} = \sum (y_{real} - y_{mean})^2 \quad (\text{Σχέση 3.5})$$

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (\text{Σχέση 3.6})$$

Το  $R^2$  υπολογίζεται για όλα τα διαστήματα του νευρωνικού αλλά και συνολικά για όλο το νευρωνικό.

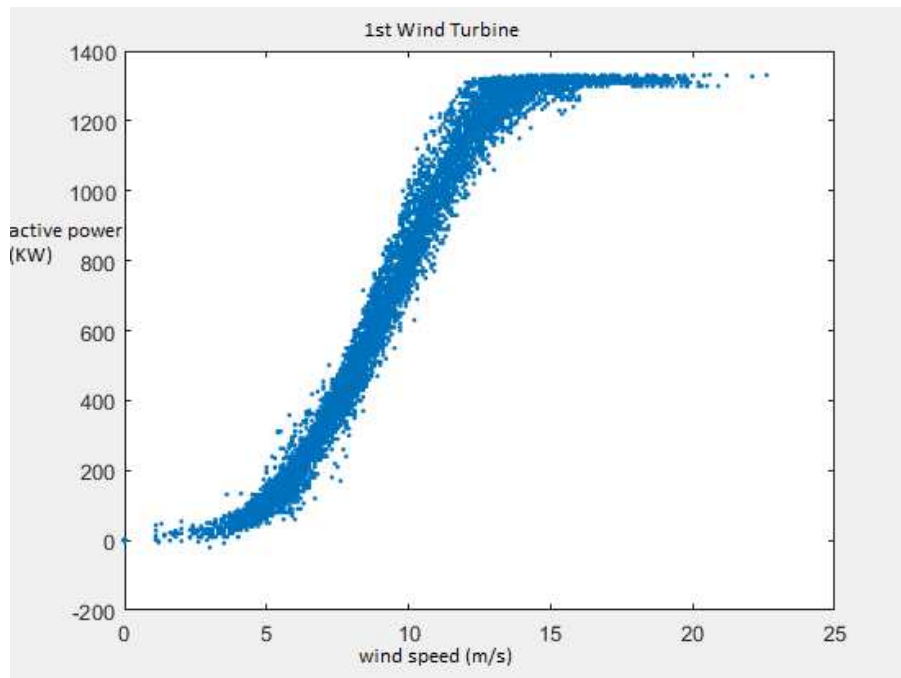
#### 5. Διερεύνηση προβληματικών στοιχείων

Τέλος γίνεται μια διερεύνηση των προβληματικών τιμών που είχαν χρωματιστεί με κόκκινο χρώμα, τα οποία έχουν αφαιρεθεί από το νευρωνικό. Σε αυτή τη διερεύνηση ακολουθείται επακριβώς η διαδικασία που αναφέρθηκε παραπάνω, απλά στα δεδομένα εσόδου και εξόδου του νευρωνικού υπάρχουν και οι τιμές των “red data” .

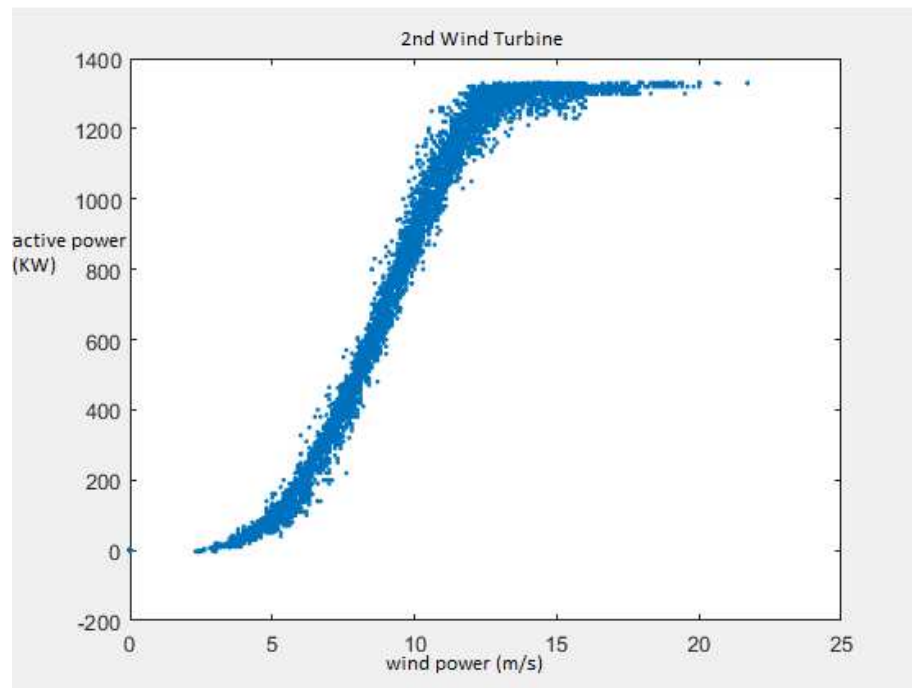
### 3.4 Αποτελέσματα- Συζήτηση.

Έπειτα από τη διαδικασία που αναλύθηκε στις προηγούμενες ενότητες τα αποτελέσματα από τη μοντελοποίηση της ανεμογεννήτριας παρουσιάζονται παρακάτω:

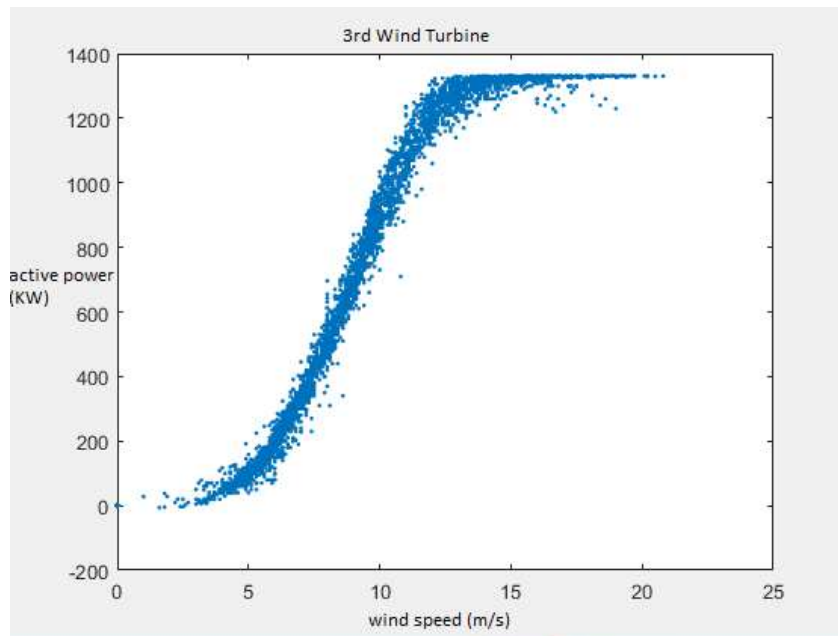
- Αρχικά πριν τη χρήση του κώδικα για τη δημιουργία του νευρωνικού δικτύου παρουσιάζονται στα διαγράμματα 3.8 και 3.21-3.23, οι τελικές τιμές που χρησιμοποιήθηκαν στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο.



**Διάγραμμα 3.21:** Τελική καμπύλη ισχύος ανεμογεννήτριας 1



**Διάγραμμα 3.22 :** Τελική καμπύλη ισχύος ανεμογεννήτριας 2



**Διάγραμμα 3.23:** Τελική καμπύλη ισχύος ανεμογεννήτριας 3

- Στη συνέχεια με τη χρήση του κώδικα στο Παράρτημα Β προσδιορίζονται οι βέλτιστες τιμές του αριθμού των νευρώνων που απαρτίζουν κάθε κρυφή στοιβάδα [# νευρώνων σε 1<sup>η</sup> στοιβάδα, # νευρώνων σε 2<sup>η</sup> στοιβάδα].

Οι τιμές αυτές για την 1<sup>η</sup> ανεμογεννήτρια είναι [24,19], για τη 2<sup>η</sup> [12,5] για την 3<sup>η</sup> [14,11] και για την 4<sup>η</sup> [23,13].

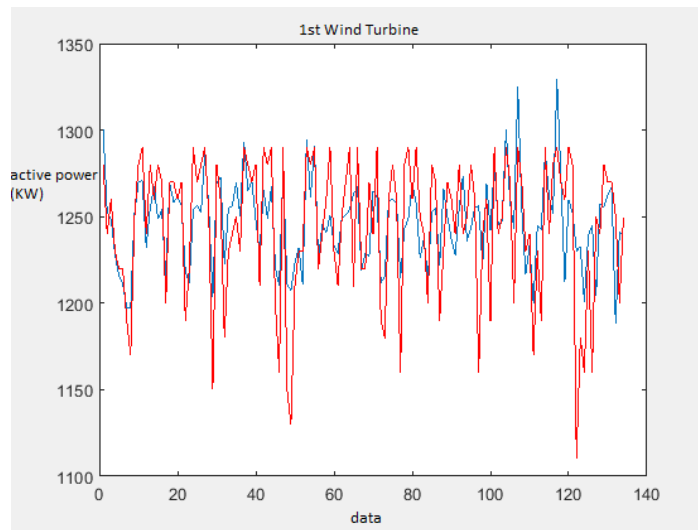
- Έπειτα παρουσιάζονται στο Πίνακα 3.1 οι τιμές του συντελεστή  $R^2$ , που αποτελούν όπως προαναφέρθηκε ένα τρόπο για τη διαπίστωση του κατά πόσο καλά μπορεί να προβλέψει το νευρωνικό δίκτυο τις επιθυμητές τιμές :

	$R^2$ train	$R^2$ validation	$R^2$ test	$R^2$ total
1st w.t	0.9952	0.9946	0.9947	0.9949
2nd w.t	0.9965	0.9968	0.9969	0.9967
3rd w.t	0.9971	0.9961	0.9963	0.9967
4rth w.t	0.9978	0.9974	0.9973	0.9978

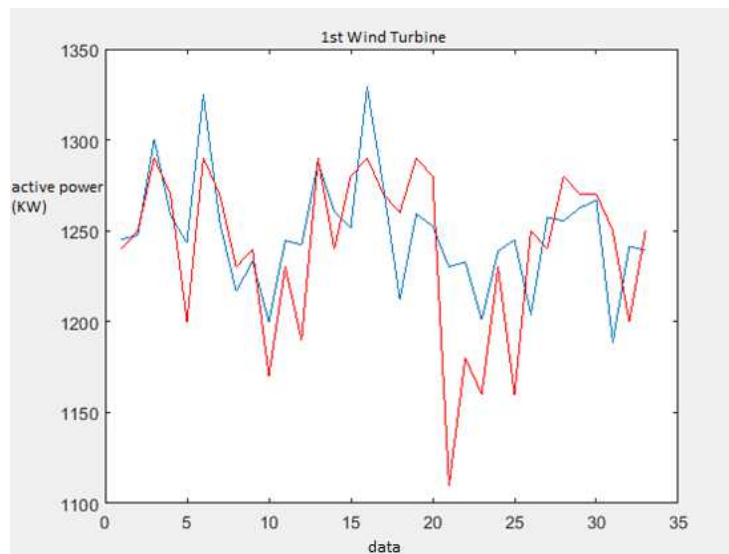
Πίνακας 3.1 : Συντελεστής προσδιορισμού  $R^2$

Από τις τιμές που προκύπτουν, είναι κατανοητό ότι το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει πολύ καλή απόδοση, εφόσον η απόκλιση από τη μονάδα βρίσκεται στην τάξη του χιλιοστού.

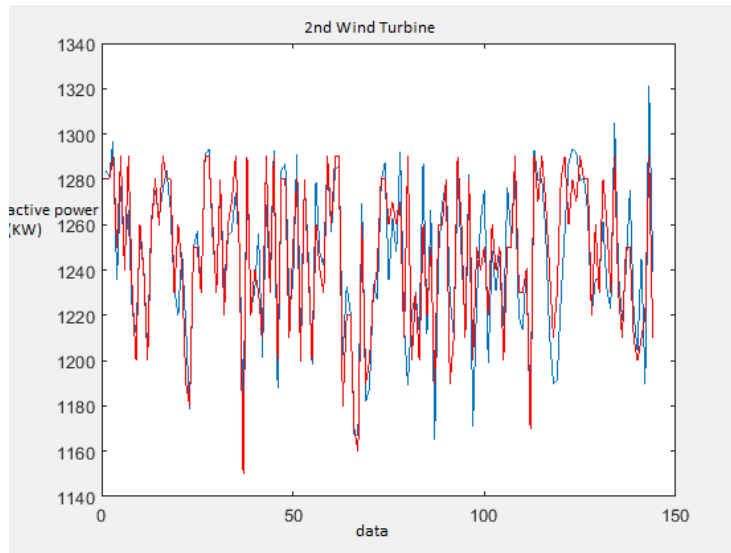
- Επίσης στα διαγράμματα 3.24-3.29 παρουσιάζονται για τις 3 πρώτες ανεμογεννήτριες η πρόβλεψη των προβληματικών τιμών που έχουν χρωματιστεί με κόκκινο χρώμα. Με κόκκινο χρώμα είναι οι προβλεπόμενες τιμές ενώ με μπλε οι επιθυμητές.



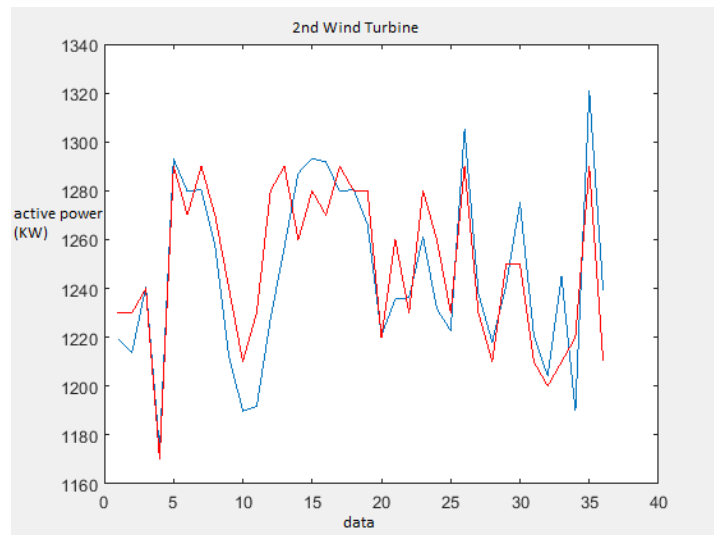
**Διάγραμμα 3.24 :** Πρόβλεψη προβληματικών τιμών 1<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας



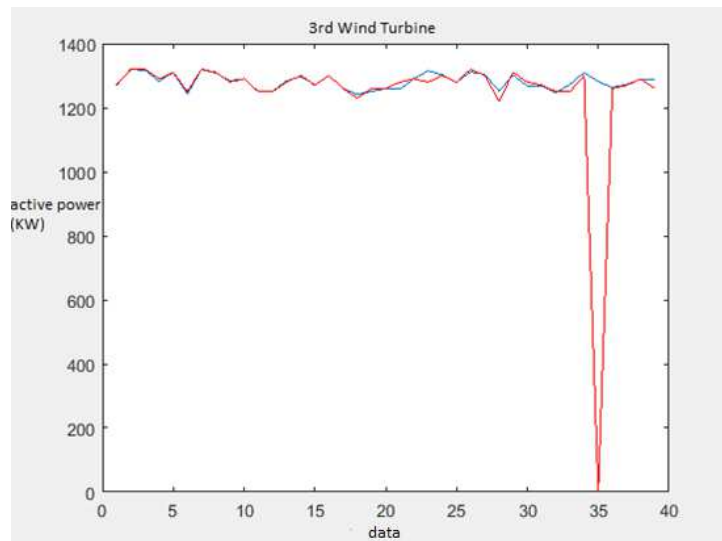
**Διάγραμμα 3.25:** Πρόβλεψη προβληματικών τιμών (test) 1<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας



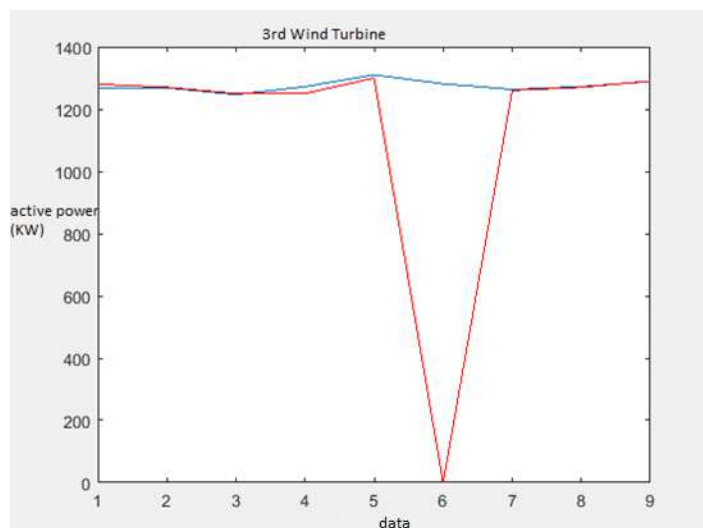
**Διάγραμμα 3.26:** Πρόβλεψη προβληματικών τιμών 2<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας.



**Διάγραμμα 3.27:** Πρόβλεψη προβληματικών τιμών (test) 2<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας.



**Διάγραμμα 3.28:** Πρόβλεψη προβληματικών τιμών 3<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας.



**Διάγραμμα 3.29:** Πρόβλεψη προβληματικών τιμών (test) 3<sup>ης</sup> ανεμογεννήτριας.

Από το συγκεκριμένο διάγραμμα παρατηρείται η αδυναμία σωστής πρόβλεψης των τιμών αυτών, κάτι το οποίο μπορεί να φανεί και στον Πίνακα 3.2, που παρουσιάζει τις τιμές του  $R^2$  για τις προβληματικές αυτές τιμές.

	$R^2$ train	$R^2$ validation	$R^2$ test	$R^2$ total
1w.t	0.5526	0.3741	0.4299	0.4765
2 w.t	0.8949	0.6387	0.3990	0.6879
3 w.t	0.9721	0.5666	-0.1414	-0.0160

Πίνακας 3.2 :  $R^2$  προβληματικές τιμές

Οι πιθανές αιτίες, για τα συγκεκριμένα σφάλματα, οι οποίες δόθηκαν από την υπεύθυνη εταιρεία αναφέρονται παρακάτω :

1. Να παρατηρείται σφάλμα, λόγω του ότι οι μετρήσεις οι οποίες χρησιμοποιούνται στη συγκεκριμένη μελέτη, είναι ανά δέκα λεπτά. Αυτό σημαίνει ότι σε περίπτωση που η αλλαγή στον άνεμο συνέβη κάποια δευτερόλεπτα πριν τη μέτρηση, η ανεμογεννήτρια είναι πιθανόν να μην πρόλαβε να αλλάξει διεύθυνση.

2. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούμε να μην είναι από ανεμογεννήτριες σύγχρονες, αλλά παλιού τύπου. Δηλαδή να έχουν ως μηχανισμό ελέγχου το stall control, επομένως τα διαγράμματα τα οποία προκύπτουν σωστά να καμπυλώνουν, όπως φαίνεται στο σχήμα 1.2.
3. Η τρίτη πιθανή αιτία, η οποία ωστόσο απορρίφθηκε αμέσως μετά την εξέταση των διαγραμμάτων 3.9-3.20, ήταν το σφάλμα να παρατηρείται μόνο τους χειμερινούς μήνες, κάτι το οποίο θα σήμαινε τη πιθανή δημιουργία πάγου στις έλικες της ανεμογεννήτριας, που θα οδηγούσε σε αποκόλληση της ροής. Ωστόσο τα διαγράμματα που προαναφέρθηκαν απέδειξαν ότι τα σφάλματα παρατηρήθηκαν κυρίως τους καλοκαιρινούς μήνες.
4. Μία ακόμα πιθανή αιτία είναι η ύπαρξη κάποιου λειτουργικού προβλήματος στις ανεμογεννήτριες
5. Μία τελευταία πιθανή αιτία είναι η ύπαρξη κάποιου προβλήματος στους αισθητήρες των ανεμογεννητριών, που προκαλεί θόρυβο στο σύστημα.

Έπειτα από την ανάλυση των διαγραμμάτων των προβληματικών δεδομένων, φαίνεται ότι οι λόγοι που προκαλούν το σφάλμα είναι ανεξάρτητοι από τις πληροφορίες που περιέχονται στις μεταβλητές εισόδου και πιθανόν να είναι ενδεικτικοί του ότι στα συγκεκριμένα σημεία δεν εξάγεται η μέγιστη απόδοση που θα μπορούσε να εξαχθεί με βάση τις εκάστοτε συνθήκες.

Επομένως, με βάση την προηγούμενη παρατήρηση το μοντέλο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως ένα βοηθητικό σύστημα που να υποδεικνύει πότε η απόδοση της ανεμογεννήτριας δεν είναι μέγιστη με βάση τις τρέχουσες συνθήκες.

## **Κεφάλαιο 4**

### **« Συμπεράσματα »**



Έπειτα από την έρευνα που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 3 προκύπτουν τα παρακάτω συμπεράσματα:

1. Η μοντελοποίηση των τεσσάρων ανεμογεννητριών από τις οποίες έχουν ληφθεί τα δεδομένα, είναι εφικτή. Αυτό σημαίνει ότι η απόδοση της ανεμογεννήτριας μπορεί να προβλεφθεί με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων που έχουν αναπτυχθεί .
2. Με τη χρήση των μοντέλων που αναπτύχθηκαν μπορεί να προβλεφθεί η απόδοση των συγκεκριμένων ανεμογεννητριών με την είσοδο των δεδομένων της ισχύος και της ταχύτητας του ανέμου , του yaw angle και του pitch control σε βάθος χρόνου. Δηλαδή με την προϋπόθεση ότι δεν θα υπάρξει κάποια μεταβολή στα λειτουργικά χαρακτηριστικά των τεσσάρων αυτών ανεμογεννητριών, τα συγκεκριμένα μοντέλα θα μπορούν με την εισαγωγή των μετρήσεων των δεδομένων κάποιας μελλοντικής περιόδου να προβλέψουν εύκολα την απόδοση.
3. Η πρόβλεψη της απόδοσης των τεσσάρων αυτών ανεμογεννητριών, με τη χρήση απλά των μετρήσεων των μεταβλητών που έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, θα μπορούσε να αποτελέσει έναν τρόπο για την εξ' αποστάσεως επίβλεψη τους, κάτι το οποίο θα οδηγούσε στη μείωση του κόστους συντήρησης και επισκευής (O&M) τους. Αυτό μπορεί να συμβεί καθώς μια ολοένα μειούμενη απόδοση, δηλαδή εάν η παραγόμενη ισχύς που θα προκύπτει από τις μετρήσεις είναι μικρότερη από την προβλεπόμενη, θα εφιστά την προσοχή για ενδεχόμενη βραχυπρόθεσμη αστοχία.
4. Η διαδικασία της μοντελοποίησης μέσω των νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν καταναλώνει μικρό υπολογιστικό χρόνο.
5. Ορισμένα δεδομένα δεν μπορούν να προβλεφθούν σωστά από το μοντέλο του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Επομένως τα συγκεκριμένα στοιχεία δεν επηρεάζονται από τις μεταβλητές εισόδου που έχουν χρησιμοποιηθεί

σε αυτή τη μελέτη και πιθανόν στα συγκεκριμένα σημεία να μην εξάγεται η μέγιστη απόδοση που θα μπορούσε με βάση τις συνθήκες.

Επιπλέον εκτός από τα παραπάνω συμπεράσματα παραθέτονται κάποια θέματα για πιθανή μελλοντική έρευνα:

1. Μοντελοποίηση των ανεμογεννητριών με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων τα οποία έχουν αναπτυχθεί εκτός των έτοιμων «πακέτων» της matlab.
2. Σύγκριση μοντέλων που προκύπτουν από τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και μοντέλων που προκύπτουν από άλλες μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης, όπως επίσης σύγκριση με παραμετρικά μοντέλα.
3. Περαιτέρω διερεύνηση της φύσης των προβληματικών δεδομένων που δεν μπορούν να προβλεφθούν ικανοποιητικά από το νευρωνικό δίκτυο

## ***Βιβλιογραφία***

### ***Ελληνική:***

Ανδρίτσος, Ν.(2017) «Ενέργεια και περιβάλλον» [online]. Διαθέσιμο από:  
[http://www.mie.uth.gr/ekp\\_yliko/Energy&Environment\\_Chapter\\_2.pdf](http://www.mie.uth.gr/ekp_yliko/Energy&Environment_Chapter_2.pdf)

(Ανακτήθηκε 26/08/2018)

Ανδρίτσος, Ν. (2008) ΕΝΕΡΓΕΙΑ ΚΑΙ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ, Διδακτικές Σημειώσεις[online] ,Βόλος: Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Διαθέσιμο από:  
[http://users.auth.gr/users/8/3/010438/public\\_html/tdk/Teaching/BOOK\\_1.pdf](http://users.auth.gr/users/8/3/010438/public_html/tdk/Teaching/BOOK_1.pdf)

(Ανακτήθηκε 26/08/2018)

Γλυνός, Ν.(1995) Μέθοδοι Εκπαίδευσης και Μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.[online], Ιωάννινα: Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Διαθέσιμο από :  
[http://www.c4i.gr/xgeorgio/docs/xgeorgio\\_NEURALX.pdf](http://www.c4i.gr/xgeorgio/docs/xgeorgio_NEURALX.pdf). (Ανακτήθηκε

27/08/2018)

Δασκαλάκης, Κ. (2017) "Το μέλλον, τώρα; Τεχνητή Νοημοσύνη 2.0"[Διάλεξη], Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Βόλος, 19 Δεκεμβρίου

Κατσαπρακάκης, Δ.(2015) *Σύνθεση ενεργειακών συστημάτων* [online] , Αθήνα : Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών. Διαθέσιμο από : [www.kallipos.gr](http://www.kallipos.gr) (Ανακτήθηκε 26/08/2018)

Κατσίγιαννης, Γ.(χ.χ) *Ανεμογεννήτριες* [online]. Διαθέσιμο από :  
[http://ape.chania.teicrete.gr/gr/files/HPIESI\\_Pres\\_02\\_Wind\\_Turbines.pdf](http://ape.chania.teicrete.gr/gr/files/HPIESI_Pres_02_Wind_Turbines.pdf).

(Ανακτήθηκε 26/08/2018)

Κουμουδέλη, Θ. , Λάζαρη,Ι. (2011) ΜΕΛΕΤΗ ΑΝΕΜΟΓΕΝΝΗΤΡΙΑΣ ΚΑΤΑΚΟΡΥΦΟΥ ΑΞΟΝΑ ΓΙΑ ΘΕΡΜΑΝΣΗ, προπτυχιακή πτυχιακή, Χανιά :ΤΕΙ Κρήτης.

Μαρνέλλος, Γ.(χ.χ) *Ειδικά Κεφάλαια Παραγωγής Ενέργειας*, Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας.

Μαρούδας, Δ. (2008) ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΙΟΛΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΛΕΓΧΟΣ ΙΣΧΥΟΣ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑ ΜΕ ΑΜΔΤ (ΑΣΥΓΧΡΟΝΗ ΜΗΧΑΝΗ ΔΙΠΛΗΣ ΤΡΟΦΟΔΟΣΙΑΣ ), διπλωματική εργασία, Πάτρα : Πανεπιστήμιο Πατρών

Μητράκα, Ε. (2012) ΘΕΡΜΑΝΣΗ ΚΑΤΟΙΚΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΩΝ ΠΗΓΩΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ, προπτυχιακή πτυχιακή, Σέρρες : ΤΕΙ ΣΕΡΡΩΝ.

Πάχυ, Π. (2012) ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΠΑΡΚΟΥ ΑΝΕΜΟΓΕΝΝΗΤΡΙΩΝ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΤΑΕΥΡΙΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ, προπτυχιακή διπλωματική, Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

Ρούσσοσ, Π. (χ.χ) ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΨΥΧΟΛΟΓΙΑ ( ΨΧ00 )[online]. Διαθέσιμο από : [http://old.psych.uoa.gr/~roussosp//gr/psy00\\_Lecture6.pdf](http://old.psych.uoa.gr/~roussosp//gr/psy00_Lecture6.pdf). (Ανακτήθηκε 27/08/2018)

ΥΠΕΚ (Υπουργείο περιβάλλοντος και ενέργειας), Διαθέσιμο από : <http://www.ypeka.gr/Default.aspx?tabid=287> (Ανακτήθηκε 26/08/2018)

Χατζής, Κ. (2008) ΤΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΚΑΙ Η ΛΥΣΗ ΤΩΝ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΩΝ ΠΗΓΩΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ-ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑΣ ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΙΚΟΥ ΠΑΡΚΟΥ 100KW ΣΤΟ ΑΕΡΟΔΡΟΜΙΟ ΤΗΣ Ν.ΑΓΧΙΑΛΟΥ, προπτυχιακή διπλωματική, Βόλος : Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας.

### ***Ξενόγλωσση:***

Asghar A. B., Liu X. (2017) Estimation of wind turbine power coefficient by adaptive neuro-fuzzy methodology ,Elsevier B.V

Bredmose,H. (2016) Flow and forces around the wind turbine blade, [Lecture], Coursera , DTU Wind Energy,Available from: ...(Accessed 26/08/2018).

Eluyode O.S, Akomolafe D. T. (2013) Comparative study of biological and artificial neural networks , Scholars Research Library, pp.42-44

Engelbrecht, A.(2007) *Computational Intelligence An introduction*,Chichester : John Wiley & Sons Ltd.

Gryning, S.E. (2016) Wind resource assessment,[Lecture],Coursera, DTU Wind Energy, Available from: <https://www.coursera.org/learn/wind-energy/lecture/kX71n/wind-resource-assessment>(Accessed 26/08/2018).

Hansen,M.H. (2016) Wind energy technology, [Lecture], Coursera , DTU Wind Energy, Available from: <https://www.coursera.org/learn/wind-energy/lecture/5F0pp/wind-energy-technology-concepts> (Accessed 26/08/2018).

Haykin, S. (1999) *Neural Networks A Comprehensive Foundation* ,Singapore: Pearson Education.

Li H., Yang J., Zhang M., Guo S., Lv W., Liu Z.(2015) A method based on artificial neural network to estimate the health of wind turbine ,IEEE.

Mikkelsen,T. (2016) WindScanner - remote sensing of wind, [Lecture], Coursera , DTU Wind Energy, Available from: <https://www.coursera.org/learn/wind-energy/lecture/xSuvY/wind-scanner-remote-sensing-of-wind> (Accessed 06/09/2018).

Nilsson N.(2010) *THE QUEST FOR ARTIFICIAL INTELLIGENCE A HISTORY OF IDEAS AND ACHIEVEMENTS* , Cambridge : Cambridge University Press.

Ouang, T., Kusiak, A., He, Y. (2016) Modeling wind-turbine power curve: A data partitioning and mining approach, Elsevier Ltd

Sathe, A. (2016) Atmospheric turbulence Brief introduction with focus on wind energy,[Lecture], Coursera , DTU Wind Energy, Available from: <https://www.coursera.org/learn/wind-energy/lecture/x6Cqp/brief-introduction-with-focus-on-wind-energy> Accessed (26/08/2018).

Shamsiband S., Petkovic D., Anuar N.,Kiah,Akib,Gani, Nikoliic, ( 2014) Sensorless estimation of wind speed by adaptive neuro-fuzzy methodology, Elsevier Ltd.

Thapar V. , Agnihotri G. , Sethi V. K. ( 2011) Critical analysis of methods for mathematical modelling of wind turbines , Elsevier Ltd .

TuY.,Chang T., Chen C., Chang Y. (2012), Estimation of monthly wind power outputs of WECS with limited record period using artificial neural networks, Elsevier Ltd.

### ***Εικόνες***

Σχήμα 1.1 : [http://www.industrial-electronics.com/elec\\_pwr\\_3e\\_1.html](http://www.industrial-electronics.com/elec_pwr_3e_1.html)

Εικόνα 1.1 : <https://www.coursera.org/learn/wind-energy/lecture/XYfkc/wind-turbine-terminology-and-components>.

Σχήμα 1.2 : [https://www.researchgate.net/figure/Power-characteristics-of-different-wind-turbine-systems-Passive-stall-is-based-on-fixed\\_fig2\\_224238297](https://www.researchgate.net/figure/Power-characteristics-of-different-wind-turbine-systems-Passive-stall-is-based-on-fixed_fig2_224238297)

Σχήμα 1.3 : [www.vestas.com](http://www.vestas.com)

Σχήμα 1.4 : <https://www.windpowerengineering.com/business-news-projects/blog/build-wind-turbine-hurricane-speed-winds/>

Σχήμα 2.1 : <https://towardsdatascience.com/from-fiction-to-reality-a-beginners-guide-to-artificial-neural-networks-d0411777571b>

Σχήμα 2.2 : <https://www.extremetech.com/extreme/215170-artificial-neural-networks-are-changing-the-world-what-are-they>

## Παράρτημα Α

```
%*****
% First Wind Turbine
%*****

Clearall
load('C:\ptyxiaki\wt1\wt1\matlab1st.mat')
load('timeofwindturbine1')
load('dates_num.mat')

%_____Parameters_____

a1=activepower1;
a=find(activepower1==0);
katw_orio=455;           %# sunexomenwnmhmhdenikwntimwn
k=0.3;
e=0.8 ;%times apo 0:1

%_____
-

%***** excel values (time- # data) *****

load ('timewt1.mat')
%timewt1=xlsread('WindFarmX',1,'A2:A49737');
load('deikthsths1.mat')
%deikthsths1=xlsread('WindFarmX',1,'G2:G49737');
load ('pitchths1.mat')
%pitchths1=xlsread('WindFarmX',1,'E2:E49737');
load('yawths1.mat')
%yawths1= xlsread('WindFarmX',1,'D2:D49737');

%*****Find non 0 spaces *****

fori=1:(length(a)-1);
b(i,1)=a(i+1)-a(i);   %diaforaapokeli se kelipousunantaw 0
    d=find(b>katw_orio)   ;
end

%***** cell definition without 0 *****

filterap1=cell(1,length(d));
windfilter1=cell(1,length(d));
deikthsfirst=cell(1,length(d));
pitchfirst=cell(1,length(d));
yawfirst=cell(1,length(d));
timefirst=cell(1,length(d));
bbfirst=cell(1,length(d));
```

```

timesapl=[zeros];
timeswsl=[zeros];
for u=1:length(d);
    p= d(u); %briskw to antistoixoi(kelitou a)
    A(u,1)= a(p); %kelitou excel pouksekinaito diasthma
    A(u,2)=a(p+1); %ewsotouteleiwsei to diasthma
    y=A(u,1); %kelitou excel pou 8elw
    r=A(u,2); %ewspoiokeli
    filterapl{u}=al(y+1:r-1);
    windfilterl{u}=windspeed(y+1:r-1);
    deikthsfirsl{u}=deikthsths1(y+1:r-1);
    yawfirsl{u}=yawthsl(y+1:r-1);
    pitchfirsl{u}=pitchthsl(y+1:r-1);
    timefirsl{u}=timewt1(y+1:r-1);
    bbfirsl{u}=bb(y+1:r-1);
end

%*****exponential smoothing*****

X1=cell(1,length(d));
LowerL1=cell(1,length(d));
UpperL1=cell(1,length(d));
Simpleac1=cell(1,length(d));
Simplewsl=cell(1,length(d));
deikthslwtfinal=cell(1,length(d));
pitchlwtfinal=cell(1,length(d));
yawlwtfinal=cell(1,length(d));
timelwtfinal=cell(1,length(d));
bblwtfinal=cell(1,length(d));

for h =1:length(d);
    X1{h}(1)=e*filterapl{1}(1);

for l=2:length(filterapl{h}) ;
    X1{h}(l)=e*filterapl{h}(l)+(1-e)*X1{h}(l-1);
end
std1= std(X1{h});
for g=1:length(filterapl{h})
LowerL1{h}(g)=X1{h}(g)-k*std1;
UpperL1{h}(g)=X1{h}(g)+k*std1;
end

for j=2:length(filterapl{h})
if (UpperL1{h}(j-1)> filterapl{h}(j)) && (LowerL1{h}(j-1) <
filterapl{h}(j));

Simpleac1{h}(j-1) =filterapl{h}(j);
Simplewsl{h}(j-1)=windfilterl{h}(j);
deikthslwtfinal{h}(j-1)= deikthsfirsl{h}(j);
timelwtfinal{h}(j-1)=timefirsl{h}(j);
yawlwtfinal{h}(j-1)=yawfirsl{h}(j);
bblwtfinal{h}(j-1)=bbfirsl{h}(j);
pitchlwtfinal{h}(j-1)=pitchfirsl{h}(j);
end
end
timesapl=[timesapl;filterapl{u}];

```



```

timesws1=[timesws1;windfilter1{u}];
activepower1final=cell2mat(Simpleac1);
windpower1final=cell2mat(Simplews1);
deiktes1final=cell2mat(deikths1wtfinal);
yaw1final=cell2mat(yaw1wtfinal);
time1final=cell2mat(time1wtfinal);
bbl1final=cell2mat(bbl1wtfinal);
pitch1final=cell2mat(pitch1wtfinal);
end

%***** Remove NaN values from data *****

[col] = find(isnan(pitch1final));
nanvalues=[col];
pitch1wtfinal=pitch1final;
windpower1wtfinal=windpower1final;
activepower1wtfinal=activepower1final;
yaw1wtfinal=yaw1final;
deiktes1wtfinal=deiktes1final;
time1wtfinal=time1final;
bbl1wtfinal=bbl1final;

pitch1wtfinal(nanvalues)=[ ];
activepower1wtfinal(nanvalues)=[ ];
windpower1wtfinal(nanvalues)=[ ];
yaw1wtfinal(nanvalues)=[ ];
deiktes1wtfinal(nanvalues)=[ ];
time1wtfinal(nanvalues)=[ ];
bbl1wtfinal(nanvalues)=[ ];

%***** Find red data *****

k=0
for y=1:length(windpower1wtfinal)

if((activepower1wtfinal(y)>1090)&(activepower1wtfinal(y)<1300)
&(windpower1wtfinal(y)>16))
    k=k+1;
% g(k)=y;

red=find(((activepower1wtfinal>1090)&(activepower1wtfinal<1300)
&(windpower1wtfinal>16)));
apl(k)=activepower1wtfinal(y);
wpl(k)=windpower1wtfinal(y);
tlf(k)=time1wtfinal(y);
bbl(k)=bbl1wtfinal(y);
pitchlf(k)=pitch1wtfinal(y);
yawlf(k)=yaw1wtfinal(y);

end

end

%##### PLOT
#####

```

```

f1=figure('Name','wind power-active power');
plot(windpowerlwtfinal,activepowerlwtfinal, '.',wplf,aplf, '.r')
f2=figure('Name','active power- time');
plot(datetime(datestr(bblwtfinal)),activepowerlwtfinal, '.',datetime(
datestr(bblf)),aplf, '.r')
f3=figure('Name','wind power-time');
plot(datetime(datestr(bblwtfinal)),windpowerlwtfinal, '.',datetime(da
testr(bblf)),wplf, '.r')
f4=figure('Name','pitch - time');
plot(datetime(datestr(bblwtfinal)),pitchlwtfinal, '.',datetime(datest
r(bblf)),pitchlf, '.r')
f5=figure('Name','yaw angle - time');
plot(datetime(datestr(bblwtfinal)),yawlwtfinal, '.',datetime(datestr(
bblf)),yawlf, '.r')

% oi times apotosopoesexwafairesei ta kokkinashmeia
notredap=activepowerlwtfinal;
notredwp=windpowerlwtfinal;
notredap(red)=[];
notredwp(red)=[];

f6=figure('Name','wind power-active power (without red data)');
plot(notredwp,notredap, '.')

%_____ File of wind turbines 1
_____

Savefirstwtdataactivepowerlwtfinalwindpowerlwtfinalpitchlwtfinaltime
lwtfinalyawlwtfinal
Saveredwtdatared
%_____
—

%*****
% Neural Networks of 1st wt
%*****

%1)bazw se enanpinakaola ta filtrarismenadedomena

datann1=[windpowerlwtfinal;pitchlwtfinal;yawlwtfinal;activepowerlwtf
inal]';
datann1_withoutred=datann1;
datann1_withoutred(red,:)=[];
f=length(datann1_withoutred);

% 2) anakateyw tis grammes me thn randperm

perm=randperm(f); %value of randperm = f

inout=datann1_withoutred(perm,:);

%3)dedomenaeisodou (wind speed, yaw angle , pitch )

input1wt=inout(:,1:3);

```

```

%4) dedomenaexodou (active power)

output1wt= inout(:,4);

%5) kanonikopoihshdedomenwneisodou kai eksodou

input1=input1wt';% 8elw grammes->metablhtes, sthles->dedomena
output1=output1wt';

[xsc,ps_xsc]=mapminmax(input1);
[ysc,ps_ysc]=mapminmax(output1);

%6) dhmiourgianeurwnikoudiktyou
hl=[24,19];
net=feedforwardnet(hl);

%7)xwrismosededomenwn se train, validation, testing
n1=f*0.5; % briskei ta oria
n2=f*0.25+f*0.5;
n2r=round(n2);
n3=f;
net.divideFcn = 'divideind';
net.divideParam.trainInd = [1:n1] % megaluteropostosto train
net.divideParam.valInd = [(n1+1):n2r]
net.divideParam.testInd = [(n2r+1):n3]

%8)ekpaideyshdiktyoy
[net,tr]=train(net,xsc,ysc);

%9)xrhshneurwnikougiaprolepseis.
ysc1=net(xsc);

%10) apokanonikopoihsh
y=mapminmax('reverse',ysc1,ps_ysc);

%11)ypologismos R2

%all
ymeso=mean(output1);

SSres=sum((output1-y).^2);
SStot=sum((output1-ymeso).^2);

R2neural=1- (SSres/SStot);

%training
trainy=output1(1:n1);
trainypred=y(1:n1);
ymesotrain= mean(trainy);

SSres_train=sum((trainy-trainypred).^2);
SStot_train=sum((trainy-ymesotrain).^2);

```

```

R2train=1- (SSres_train/SStot_train);

%validation
valy=output1(n1+1:n2);
valypred=y(n1+1:n2);
yimesoval= mean(valy);

SSresval=sum((valy-valypred).^2);
SStotval=sum( (valy-yimesoval).^2);
R2val=1- (SSresval/SStotval);

%test
testy=output1(n2+1:n3);
testypred=y(n2+1:n3);
yimesotest= mean(testy);

SSrestest=sum((testy-testypred).^2);
SStotest=sum( (testy-yimesotest).^2);
R2test=1- (SSrestest/SStotest);

%plot
%gia testing
f7=figure('Name','neural (test data)');
plot(testypred)
hold
plot(testy,'r')

%plot all data

f8=figure('Name','neural (all data)');
plot(y)
hold
plot(output1,'r')

%*****
%*****      red data      *****
%*****

%red (only train) data
train_red=find(rednn1<=n1);
yrealred_train=output1(train_red,:);
ypredred_train=y(train_red,:);

%red (only validation )data
val_red=find(rednn1>n1 & rednn1<=n2);
yrealred_val=output1(val_red,:);
ypredred_val=y(val_red,:);

%red (only test) data
test_red=find(rednn1>n2 & rednn1<=n3);
yrealred_test=output1(test_red,:);
ypredred_test=y(test_red,:);

%plot all red data
f8=figure('Name','neural (all red data)');
plot(yrealred)

```

```

hold
plot(ypredred,'r')

%plot only test data
f9=figure('Name','neural(only test data)');
plot(ypredred_train)
hold
plot(yrealred_train,'y')

%plot only validation data

f10=figure('Name','red (only validation data)');
plot(ypredred_val)
hold
plot( yrealred_val,'y')

%plot only test data
f11= figure('Name','red(only test data)');
plot(ypredred_test)
hold
plot(yrealred_test,'y')

% find R2 for red data
%training

ymesotrain_red= mean(ypredred_train);

SSres_train_red=sum((yrealred_train-ypredred_train).^2);
SStot_train_red=sum((yrealred_train-ymesotrain_red).^2);

R2train_red=1- (SSres_train_red/SStot_train_red);

%validation

ymesoval_red= mean(yrealred_val);

SSresval_red=sum((yrealred_val-ypredred_val).^2);
SStotval_red=sum( (yrealred_val-ymesoval_red).^2);
R2val_red=1- (SSresval_red/SStotval_red);

%test

ymesotest_red= mean(yrealred_test);

SSrestest_red=sum((yrealred_test-ypredred_test).^2);
SStottest_red=sum( (yrealred_test-ymesotest_red).^2);
R2test_red=1- (SSrestest_red/SStottest_red);

```

## Παράρτημα Β

```
*****
% hl - find best values
*****

clearall
loadfirstwtdata
loadredwtdata
datann1=[windpowerlwtfinal;pitchlwtfinal;yawlwtfinal;activepowerlwtfinal]';
datann1_withoutred=datann1;
datann1_withoutred(red,:)=[];
f=length(datann1_withoutred);

% 2) anakateyw tis grammes me thn perm
perm=randperm(f); %value of randperm = f
inout=datann1_withoutred(perm,:);

%3)dedomenaeisodou (wind speed, yaw angle , pitch )

inputlwt=inout(:,1:3);

%4) dedomenaexodou (active power)

outputlwt= inout(:,4);

%5) kanonikopoihshdedomenwneisodou kai eksodou

input1=inputlwt'; % (grammes->metablhtes, sthles->dedomena)
output1=outputlwt';

[xsc,ps_xsc]=mapminmax(input1);
[ysc,ps_ysc]=mapminmax(output1);

k=0;

%6) dhmiourgianeurwnikoudiktyou
for j=5:20;
for i=10:30;
if (i>j);

    k=k+1 ;
hl(k,:)=[i,j];
net=feedforwardnet(hl(k,:));

%7)xwrismosdedomenwn se train, validation, testing
n1=f*0.5; % briskei ta oria
n2=f*0.25+f*0.5;
n2r=round(n2);
n3=f;
net.divideFcn = 'divideind';
net.divideParam.trainInd = [1:n1]
net.divideParam.valInd = [(n1+1):n2r]
net.divideParam.testInd = [(n2r+1):n3]
```

```

%8) ekpaideyshdiktyoy
[net, tr]=train(net, xsc, ysc);

%9) xrhshneurwnikougiaproblepseis.
ysc1=net(xsc);

%10) apokanonikopoihsh
y=mapminmax('reverse', ysc1, ps_ysc);

% ypologismos R2 apo validation

validation_values(k,:)=y(n1+1:n2r);
valy(k,:)=output1(n1+1:n2r);

mean_hl(k,1)= mean(valy(k,:));

SSresval(k,1)=sum((valy(k,:)-validation_values(k,:)).^2);
SStotval(k,1)=sum( (valy(k,:)-mean_hl(k,1)).^2);
R2val(k,1)=1-(SSresval(k,1)/SStotval(k,1));

end
end
end

%poiaeinai h kalyterhtimh
best_mean_hl1=max(R2val);

% se poio cell brisketai h kaluterhtimh
ui=0
for e=1:length(R2val);
ui=ui+1;
if (R2val(e,1)==best_mean_hl1);
    g1=ui;
end
end
save times_hl_1R2valbest_mean_hl1g1validation_valuesvaly

```