

***Μαθηματική Πρόβλεψη Ηλιακής Ακτινοβολίας
με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων:
“Εφαρμογή σε Πράσινα Ενεργειακά Συστήματα”***

Όνομα φοιτητή: Μαρία Καλαϊτζάκη

Επιβλέπων καθηγητής: Δημήτριος Ιψάκης

Χανιά, Φεβρουάριος 2022

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κύριο Ιψάκη Δημήτριο, για την ανάθεση της διπλωματικής εργασίας, για την άψογη συνεργασία αλλά και για την αμέριστη και πάντα άμεση βοήθεια και καθοδήγηση του καθ' όλη την διάρκεια πραγματοποίησης της διπλωματικής αυτής. Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την στήριξη που μου έχει πρόσφέρει όλα αυτά τα χρόνια και ιδιαίτερα την αδερφή μου που με βοήθησε αδιαμαρτύρητα καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου, τον σύντροφο μου καθώς και την υποψήφια διδάκτωρ κυρία Καλαφάτη Φωτεινή για την αμέριστη στήριξη τους. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές κύριο Γεώργιο Αραμπαζή και τον κύριο Σπύρο Παπαευθυμίου για την αξιολόγηση της διπλωματικής μου εργασίας.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	8
Abstract	9
Κεφάλαιο 1: Ενεργειακό και Περιβαλλοντικό Πρόβλημα.....	10
1.1 Κλιματική Αλλαγή.....	10
1.2 Αίτια.....	11
1.2.1 Φυσικά Αίτια	11
1.2.2 Ανθρωπογενή Αίτια	12
1.3 Περιβαλλοντικά Προβλήματα	12
1.4 Επιπτώσεις Κλιματικής Αλλαγής στον Αγροτικό Τομέα	18
1.5 Ιστορική Αναδρομή	19
1.6 Τρόποι Αντιμετώπισης Κλιματικής Αλλαγής	23
1.6.1. Αιολική Ενέργεια	24
1.6.2. Ηλιακή Ενέργεια	26
Κεφάλαιο 2:Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στον τομέα της πρόβλεψης μετεωρολογικών δεδομένων	30
2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα πρόβλεψης μετεωρολογικών συνθηκών	30
2.1.1 Μοντέλο Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου πρόγνωσης καιρού	31
2.1.2 Ένα αποδοτικό σύστημα πρόβλεψης καιρού με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	32
2.1.3 Ανάπτυξη ενός Νευρωνικού Δικτύου για την πρόβλεψη της ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας	34
2.1.4 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας με χρήση Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων.....	37
2.1.5 Καθημερινή πρόβλεψη καιρού με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	39
2.1.6 Τοπικές προβλέψεις βροχοπτώσεων με χρήση Νευρωνικών Δικτύων	40
2.2 Συμπεράσματα κεφαλαίου	42
Κεφάλαιο 3: Νευρωνικό δίκτυο πρόβλεψης μετεωρολογικών συνθηκών.....	44
3.1 Ορισμός τεχνητού νευρωνικού δικτύου	44
3.2 Ανάλυση δομής τεχνητού νευρωνικού δικτύου	45
3.3 Ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων	46
3.3.1 Συλλογή και προεπεξεργασία δεδομένων	46
3.3.2 Δημιουργία τεχνητού νευρωνικού δικτύου στο περιβάλλον της MATLAB.....	46
3.3.3 Εκπαίδευση τεχνητού νευρωνικού δικτύου.....	49
3.3.4 Πρόβλεψη τεχνητού νευρωνικού δικτύου.....	53

3.3 Feed - Forward, backpropagation τεχνητό νευρωνικό δίκτυο	53
Κεφάλαιο 4: Πρόβλεψη ηλιακής ακτινοβολίας και σύγκριση με πραγματικές μετρήσεις	56
4.1 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του χειμώνα....	57
4.1.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο του χειμώνα	59
4.2 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο της άνοιξης	61
4.2.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο της άνοιξης	63
4.3 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του καλοκαιριού	65
4.3.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο του καλοκαιριού	68
4.4 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του φθινοπώρου	69
4.4.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο του φθινοπώρου	71
4.5 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για το έτος 2020	73
4.5.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την διάρκεια του έτους.....	75
4.6 Σύγκριση πρόβλεψεων.....	77
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα/Μελλοντικές Προτάσεις	81
Βιβλιογραφία	84
Ξενόγλωσση	84
Ελληνική	87
Διαδικτυακή	87

Περιεχόμενα Εικόνων

Εικόνα 1. Το κλιματικό σύστημα και οι διαδικασίες του (Δαλέζιος, 2015)	10
Εικόνα 2. Φαινόμενο του θερμοκηπίου.....	13
Εικόνα 3. Τρύπα του όζοντος	14
Εικόνα 4. Διάγραμμα συχνότητας εμφάνισης πυρκαγιών στην Ευρώπη (Financial Times, 2021).....	17
Εικόνα 5. Ανανεώσιμες πηγές ενέργειας	24
Εικόνα 6. Ανεμογεννήτριες	26
Εικόνα 7. Υδρολογικός κύκλος	27
Εικόνα 8. Ηλιακό θερμικό σύστημα	28
Εικόνα 9. Φωτοβολταϊκό πάρκο	29
Εικόνα 10. Διάγραμμα καλύτερης απόδοσης Νευρωνικού Δικτύου (Abhishek et al., 2012). 32	
Εικόνα 11. Δείγμα δομής Νευρωνικού Δικτύου (Baboo and Shereef, 2010)	32
Εικόνα 12. Διάγραμμα σφάλματος στο στάδιο εκπαίδευσης (Baboo and Shereef, 2010) ...	33
Εικόνα 13. Πίνακας με το ελάχιστο και το μέγιστο σφάλμα ανά ημέρα (Baboo and Shereef, 2010).....	34
Εικόνα 14. Διάγραμμα των πραγματικών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο θερμοκρασιών (Baboo and Shereef, 2010).....	34
Εικόνα 15. Τυχαία κατανομή δεδομένων ως <i>training set</i> και <i>testing set</i> από τους σταθμούς Tifton, Gainesville, Clayton και Quincy (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)	35
Εικόνα 16. Αξιολόγηση απόδοσης Νευρωνικού δικτύου (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)	36
Εικόνα 17. Στατιστική σύγκριση μεταξύ της παρατηρούμενης και της προβλεπόμενης ηλιακής ακτινοβολίας για μεμονωμένο σύνολο δεδομένων (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)	36
Εικόνα 18. Νευρωνικό Δίκτυο πρόβλεψης μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014).....	37
Εικόνα 19. Συντελεστής VAF στο στάδιο της εκπαίδευσης και αξιολόγησης (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014).....	37
Εικόνα 20. Αριθμός επιπέδων και αντίστοιχος αριθμός νευρώνων (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)	38
Εικόνα 21. Διάγραμμα σφάλματος στο στάδιο της εκπαίδευσης (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014).....	38
Εικόνα 22. Διάγραμμα σφάλματος στο στάδιο του ελέγχου (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014).....	39
Εικόνα 23. Διάγραμμα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)	39
Εικόνα 24. Λεκάνες του Youghiogheny ποταμού και του Swatara Creek (Kuligowski and Barros, 1998)	40
Εικόνα 25. Προβλέψεις και πραγματικά δεδομένα βροχοπτώσεων (Kuligowski and Barros, 1998).....	42
Εικόνα 26. Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου	44
Εικόνα 27. Τύπος υπολογισμού εξόδου (Bell, 2014)	45

Εικόνα 28. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου	47
Εικόνα 29. Περιβάλλον ηηtool	47
Εικόνα 30. Κατηγοριοποίηση δεδομένων	48
Εικόνα 31. Επιλογή των χαρακτηριστικών του νευρωνικού δικτύου	48
Εικόνα 32. Δομή του νευρωνικού δικτύου.....	49
Εικόνα 33. Καταχώρηση των δεδομένων για την εκπαίδευση του δικτύου	50
Εικόνα 34. Ορισμός παραμέτρων εκπαίδευσης.....	50
Εικόνα 35. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου	51
Εικόνα 36. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης	52
Εικόνα 37. Τοποθέτηση εισόδων αναγκάων για την τελική πρόβλεψη.....	53
Εικόνα 38. Λειτουργία νευρωνικού δικτύου που ακολουθεί backpropagation αρχές λειτουργίας (Narvekar and Fargose, 2015)	54
Εικόνα 39. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του χειμώνα του 2020.....	57
Εικόνα 40. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο του χειμώνα του 2020	58
Εικόνα 41. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο της άνοιξη του 2020	61
Εικόνα 42. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο της άνοιξης του 2020.....	62
Εικόνα 43. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του καλοκαιριού του 2020	66
Εικόνα 44. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο του καλοκαιριού του 2020	66
Εικόνα 45. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του φθινοπώρου του 2020	69
Εικόνα 46. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο του φθινοπώρου του 2020.....	70
Εικόνα 47. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για το σύνολο του 2020.....	73
Εικόνα 48. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για το σύνολο του 2020.....	74

Περιεχόμενα Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο του χειμώνα του 2020.....	59
Διάγραμμα 2. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του χειμώνα του 2020	60
Διάγραμμα 3. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του χειμώνα του 2020.....	61
Διάγραμμα 4. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο της άνοιξης του 2020	63
Διάγραμμα 5. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο της άνοιξης του 2020.....	64
Διάγραμμα 6. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο της άνοιξης του 2020	65
Διάγραμμα 7. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο του καλοκαιριού του 2020.....	67
Διάγραμμα 8. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του καλοκαιριού του 2020	68
Διάγραμμα 9. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του καλοκαιριού του 2020.....	69
Διάγραμμα 10. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο του φθινοπώρου του 2020	71
Διάγραμμα 11. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του φθινοπώρου του 2020.....	72
Διάγραμμα 12. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του φθινοπώρου του 2020	72
Διάγραμμα 13. Απεικόνιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών για το έτος 2020	75
Διάγραμμα 14. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020	76
Διάγραμμα 15. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020.....	77
Διάγραμμα 16. Απεικόνιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών για το έτος 2020 που προέκυψε από των συνδυασμό των τεσσάρων εποχών	78
Διάγραμμα 17. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020 που προέκυψε από των συνδυασμό των τεσσάρων εποχών	78
Διάγραμμα 18. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020 που προέκυψε από των συνδυασμό των τεσσάρων εποχών	79

Περιεχόμενα Πινάκων

Πίνακας 1. Μέσο απόλυτο σφάλμα και μέσο σχετικό σφάλμα για τις εποχές του 2020	82
--	----

Περίληψη

Στις μέρες μας είναι επιτακτική η ανάγκη της διαφοροποίησης του τρόπου ζωής μας, καθώς έχει προκαλέσει κατά βάση μια σύγχυση τόσο στην ατμόσφαιρα όσο και στην βιοποικιλότητα του πλανήτη μας. Καλούμαστε λοιπόν να αναθεωρήσουμε και να ακολουθήσουμε έναν πιο οικολογικό τρόπο ζωής, τόσο σε ατομικό όσο και σε επιχειρηματικό επίπεδο, έτσι ώστε να επιτευχθούν σημαντικές μειώσεις στα ποσοστά των αέριων ρύπων που προέρχονται από ανθρώπινες ενέργειες. Για να πραγματοποιηθούν όμως τα παραπάνω, πέρα από την προσωπική συνείδηση, είναι αναγκαίο να αναπτυχθούν περαιτέρω οι τεχνολογίες των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας που θα δύνανται να προωθήσουν την πράσινη ενέργεια στον επιχειρηματικό τομέα. Με γνώμονα τα παραπάνω, στην εν λόγω εργασία παρουσιάζεται μία ολιστική μεθοδολογία ανάπτυξης ενός μοντέλου πρόβλεψης ηλιακής ακτινοβολίας το οποίο μπορεί να αποτελέσει την βάση για την αποδοτική λειτουργία φωτοβολταϊκών συστημάτων συνδεδεμένων σε πρότυπες ενεργειακές μονάδες (όπως τα θερμοκήπια, βιομηχανικές εγκαταστάσεις παραγωγής ενέργειας κ.α.). Ειδικότερα, το μοντέλο πρόβλεψης αναπτύσσεται μέσω ενός νευρωνικού δικτύου, το οποίο με χρήση καιρικών δεδομένων προηγούμενων ετών, εκπαιδεύεται και διεκπεραιώνει την πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας. Χρησιμοποιούνται δεδομένα πέντε ετών (2016-2020), τα τέσσερα πρώτα έτη χρησιμοποιούνται στο στάδιο της εκπαίδευσης, ενώ το πέμπτο και τελευταίο έτος είναι αυτό για το οποίο εκτελούνται οι προβλέψεις. Το μοντέλο πραγματοποιεί συνολικά πέντε προβλέψεις, μία για κάθε εποχή και μία για ολόκληρο το έτος. Τέλος, τα αποτελέσματα τα οποία προκύπτουν από την πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου συγκρίνονται με τα πραγματικά δεδομένα και γίνεται αξιολόγηση της αποδοτικότητας καθώς και της ορθότητας των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από το νευρωνικό δίκτυο. Η αποδοτικότητα και η ορθότητα της λειτουργίας του νευρωνικού δικτύου κρίνεται μέσω της σύγκρισης των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών καθώς και από τα σφάλματα, τόσο το απόλυτο όσο και το σχετικό, που εμφανίζονται στην κατακλείδα της διπλωματικής αυτής. Στην εργασία αυτή η πρόβλεψη έχει ως απώτερο σκοπό να υποβοηθήσει και να προτρέψει έναν επιχειρηματία στο να επενδύσει στην πράσινη επιχειρηματικότητα.

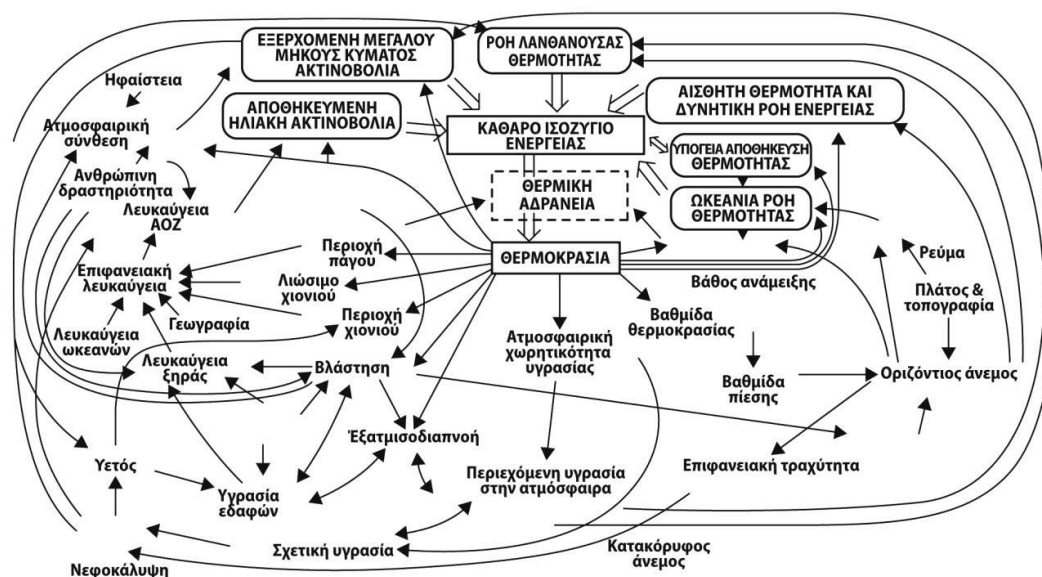
Abstract

Nowadays there is an urgent need to diversify our way of life, as it has basically caused confusion in both the atmosphere and the biodiversity of our planet. We are therefore called upon to review and follow a more ecological way of life, both at the individual and the business level. In this way we can achieve significant reduction in the percentage of gaseous pollutants from human activities. To achieve the above, it is necessary to further develop the technologies of Renewable Energy Sources (RES) that will be able to promote green energy in the business sector. To this end, this work presents a holistic methodology for the development of a model for predicting solar radiation that can be the basis for the efficient operation of photovoltaic systems connected to standard energy units (such as greenhouses, industrial power plants, etc.). In particular, the prediction model is developed through a neural network by using weather data from previous years and trained towards the prediction of solar radiation. Five-year data (2016-2020) are used; the first four years are used in the training phase while the fifth and final year is the one for which the forecasts are computed. The model makes a total of five predictions, one for each season and one for the whole year. Finally, the results obtained from the prediction of the neural network are compared with the actual data and then the evaluation of the results is discussed. The efficiency and correctness of the operation of the neural network is evaluated through the comparison of the real and the predicted data as well as from the absolute and relative error that appear in the conclusion of this diploma thesis. In this work, foresight aims to help and motivate an entrepreneur to invest in green entrepreneurship.

Κεφάλαιο 1: Ενεργειακό και Περιβαλλοντικό Πρόβλημα

1.1 Κλιματική Αλλαγή

Η κλιματική αλλαγή αποτελεί το φλέγον θέμα των τελευταίων ετών σε παγκόσμιο επίπεδο. Ο όρος κλιματική αλλαγή χαρακτηρίζει τη μεταβολή του κλίματος σε παγκόσμιο επίπεδο καθώς και των μετεωρολογικών συνθηκών που λαμβάνουν χώρα σε μεγάλη χρονική κλίμακα. Το φαινόμενο λαμβάνει χώρα πολλά έτη, ίσως και από την απαρχή της εξέλιξης του ανθρώπινου είδους καθώς άρχισε να προκαλείται μια ανισορροπία στον πλανήτη κατά την διάρκεια της σταδιακής εξέλιξης μας. Όμως δεν είναι μόνο ανθρωπογενή τα αίτια που συμβάλλουν στην κλιματική αλλαγή, υπάρχει και μια πληθώρα φυσικών αιτιών τα οποία ενισχύουν το φαινόμενο αυτό. Η κλιματική αλλαγή η οποία συντελείται χρόνια τώρα στη γη χαρακτηρίζεται από αύξηση των θερμοκρασιών, αλλαγές στα χαρακτηριστικά των βροχοπτώσεων, λιώσιμο των παγετώνων και του χιονιού καθώς και άνοδο της μέσης στάθμης της θάλασσας. Όμως μόλις τα τελευταία έτη η παγκόσμια κοινότητα έχει προσπαθήσει να λάβει μέτρα για τον περιορισμό της διάβρωσης του πλανήτη μας και τον περιορισμό των παραπάνω δυσμενών συνθηκών και αυτό γιατί τα αποτελέσματα των ανθρώπινων ενεργειών, κατά κύριο λόγο, έχουν καταστεί εμφανή επηρεάζοντας τόσο τον ίδιο τον άνθρωπο όσο και την χλωρίδα και την πανίδα που συνυπάρχει μαζί του.



Εικόνα 1. Το κλιματικό σύστημα και οι διαδικασίες του (Δαλέζιος, 2015)

1.2 Αίτια

Όπως προαναφέρθηκε τα αίτια που προκαλούν την κλιματική αλλαγή οφείλονται τόσο στην ανθρώπινη δραστηριότητα όσο και σε φυσικά φαινόμενα. Οι δύο αυτοί παράγοντες σε συνδυασμό, έχουν εντείνει τις ραγδαίες μεταβολές του κλίματος και των μετεωρολογικών συνθηκών, σε τέτοιο βαθμό ώστε να καθίσταται ως επιτακτική η ανάγκη καταστολής και ρύθμισης σε βιώσιμες, σε μακροχρόνια κλίμακα, συνθήκες για την επιβίωση της χλωρίδας και της πανίδας του πλανήτη μας.

1.2.1 Φυσικά Αίτια

Κατά τη γεωλογική ιστορία του πλανήτη, έχει γίνει αντιληπτό ότι το κλίμα έχει υποστεί μια σειρά αλλαγών. Έχουν υπάρξει περίοδοι οι οποίες χαρακτηρίζονται από χαρακτηριστικά υψηλές θερμοκρασίες, τόσο υψηλές όπου ακόμη και στους πόλους δεν υπήρχαν πάγοι, ενώ κατά την πάροδο των ετών τις υψηλές αυτές θερμοκρασίες διαδέχθηκαν χαμηλές θερμοκρασίες οι οποίες χαρακτηρίζουν τις εποχές των παγετώνων. Οι αλλαγές αυτές έγιναν ακόμη και πριν οι ανθρώπινες δραστηριότητες λάβουν τέτοια έκταση και ένταση ώστε να μπορέσουν να επηρεάσουν το κλίμα. Άρα στις αλλαγές αυτές συντέλεσαν τα φυσικά αίτια. Παρακάτω παρουσιάζονται τα φυσικά αίτια τα οποία ενισχύουν ή και προκαλούν όπως έχει δείξει η μακρόχρονη ιστορία του πλανήτη μας τις κλιματικές αλλαγές

- Μεταβολές στην περιφορά της Γης γύρω από τον Ήλιο
- Μεταβολή Εκκεντρότητας
- Μετάπτωση του άξονα περιστροφής της Γης
- Απόκλιση του άξονα περιστροφής
- Μεταβολές της έντασης της ηλιακής ακτινοβολίας
- Ηφαιστειακές εκρήξεις
- Η μεταβολή των συγκεντρώσεων των αερίων του θερμοκηπίου
- Η μεταβολή των θαλάσσιων ρευμάτων

1.2.2 Ανθρωπογενή Αίτια

Ο άνθρωπος σαν μεμονωμένο όν επηρεάζει και ανέκαθεν επηρέαζε σχεδόν αβίαστα την εξέλιξη της πορείας του πλανήτη . Οι άνθρωποι σε ατομικό επίπεδο επηρεάζουν τη μόλυνση του πλανήτη σε μεγαλύτερο βαθμό από όσο θα ήθελαν ή θα μπορούσαν να αντιληφθούν άμεσα εκτελώντας απλά και μόνο απλές καθημερινές ανάγκες τους. Ο σύγχρονος άνθρωπος μέσα από το μονοπάτι της εξέλιξης και την κατάκτησης της γνώσης έχει υιοθετήσει μια ζωή πιο αυτοματοποιημένη και πιο σπάταλη σε σύγκριση με αυτή των αρχαίων και προβιομηχανικών προγόνων του, δημιουργώντας έτσι την ανάγκη για δημιουργία νέων προϊόντων, τεχνολογιών και βιομηχανικών εγκαταστάσεων. Όλες αυτές οι αλλαγές στις ανθρώπινες ανάγκες επηρεάζουν ολοένα και περισσότερο το κλίμα και τη θερμοκρασία της γης μέσω της χρήσης ορυκτών καυσίμων, της αποψίλωσης των δασών και της κτηνοτροφίας. Αυτές οι δραστηριότητες προσθέτουν τεράστιες ποσότητες αερίων του θερμοκηπίου σε εκείνα που απαντούν φυσικά στην ατμόσφαιρα, επιδεινώνοντας το φαινόμενο του θερμοκηπίου και την υπερθέρμανση του πλανήτη. Οι κύριοι υπαίτιοι όμως της κλιματικής αλλαγής είναι ο πρωτογενής και ο βιομηχανικός τομέας. Στην χώρα μας όμως ο πρωτογενής τομέας είναι η κύρια πηγή μόλυνσης.

1.3 Περιβαλλοντικά Προβλήματα

Το περιβάλλον επηρεάζει και επηρεάζεται από αρκετούς τομείς της ανθρώπινης ζωής. Γενικότερα το φυσικό περιβάλλον και η ανθρώπινη ύπαρξη έχουν μια αμφίδρομη σχέση. Πιο συγκεκριμένα, η ανθρώπινη υγεία, η κοινωνική και οικονομική μας ζωή επηρεάζονται από τις συνθήκες του φυσικού μας περιβάλλοντος, αντίστοιχα , το περιβάλλον επηρεάζεται από τον άνθρωπο και κατά κύριο λόγο οι επαγγελματικές του δραστηριότητες είναι εκείνες που επιφέρουν τις πιο μαζικές αλλαγές. Υπάρχει το θεμελιώδες ερώτημα, πώς το οικονομικό σύστημα διαμορφώνει τα οικονομικά κίνητρα που οδηγούν είτε σε περιβαλλοντική υποβάθμιση, είτε σε περιβαλλοντική βελτίωση. Δυστυχώς, τα τελευταία χρόνια με βάση επιστημονικές μελέτες για τις μετεωρολογικές συνθήκες που έχουν καταγραφεί καθώς και την σύγκρισή τους με προγενέστερα δεδομένα δείχνουν ότι τα οικονομικά κίνητρα και συμφέροντα έχουν λειτουργήσει εις βάρος της υγείας και ευμάρειας του περιβαλλοντικού πλούτου της γης.

Όλες αυτές οι αλλαγές που λαμβάνουν χώρα στο οικοσύστημα του φυσικού περιβάλλοντος της γης, έχουν ως αποτέλεσμα να εντείνουν κάποια επιβλαβή και ανησυχητικά φαινόμενα

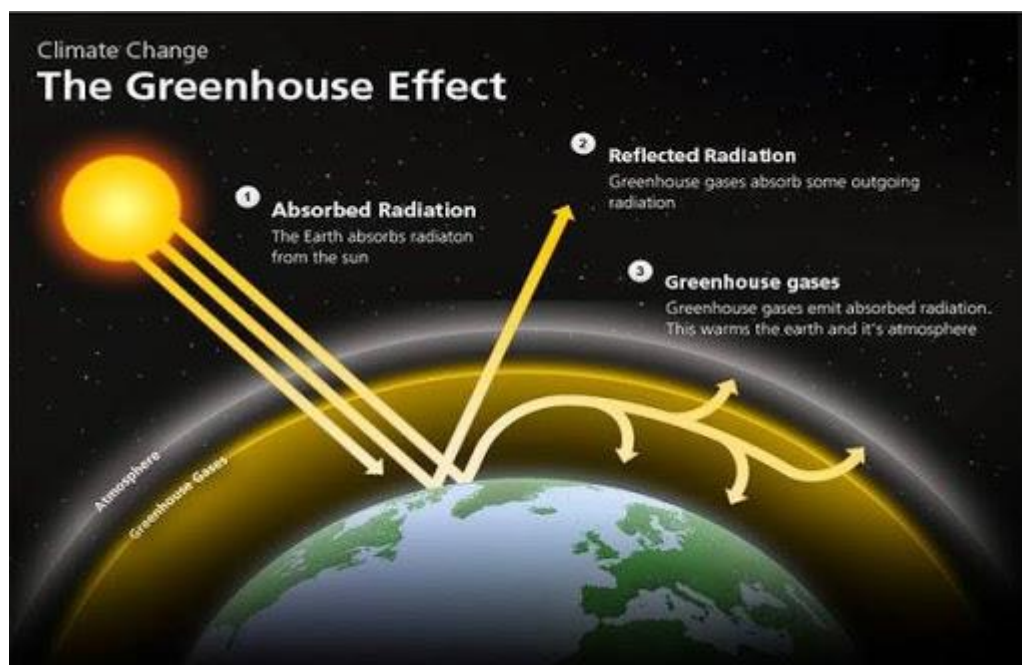
για την ύπαρξη του πλανήτη. Παρακάτω παρουσιάζονται τα σημαντικότερα περιβαλλοντικά προβλήματα σύμφωνα με την ευρωπαϊκή επιτροπή του 2014.

➤ Φαινόμενο του Θερμοκηπίου

Το κύριο αίτιο της κλιματικής αλλαγής είναι το φαινόμενο του θερμοκηπίου. Κάποια από τα αέρια της ατμόσφαιρας της γης λειτουργούν “μονωτικά” όπως το γυαλί λειτουργεί στα θερμοκήπια. Παγιδεύουν τη θερμότητα του ήλιου και εμποδίζουν τη διάχυσή της στο διάστημα, προκαλώντας την υπερθέρμανση του πλανήτη.

Τα περισσότερα από αυτά τα αέρια που συμπεριλαμβάνονται στο φαινόμενο του θερμοκηπίου υπάρχουν στη φύση, αλλά η ανθρώπινη δραστηριότητα έχει εντείνει την αύξηση των συγκεντρώσεων ορισμένων από αυτά στην ατμόσφαιρα, ιδίως των εξής:

- διοξείδιο του άνθρακα (CO_2)
- μεθάνιο
- υποξείδιο του αζώτου
- φθοριούχα αέρια



Εικόνα 2. Φαινόμενο του θερμοκηπίου

Το CO_2 που παράγεται από ανθρώπινες δραστηριότητες και είναι ο κυριότερος παράγοντας που συμβάλλει στην υπερθέρμανση του πλανήτη. Το 2020, η συγκέντρωσή του στην

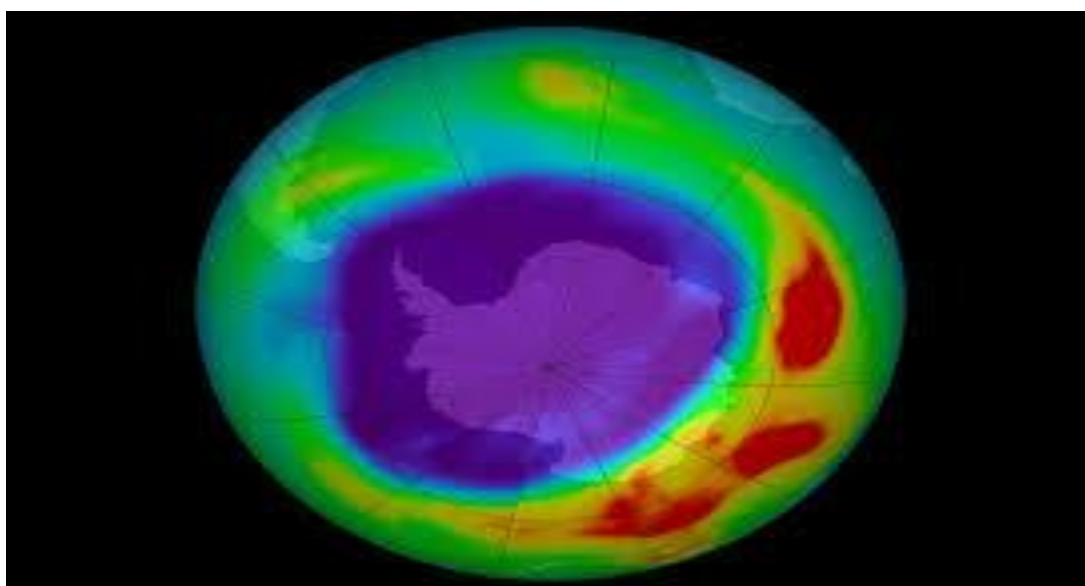
ατμόσφαιρα ήταν κατά 48 % πιο υψηλή από το προβιομηχανικό της επίπεδο (πριν από το 1750).

Άλλα αέρια του θερμοκηπίου που εκπέμπονται από την ανθρώπινη δραστηριότητα σε μικρότερες ποσότητες είναι το μεθάνιο το οποίο είναι πιο ισχυρό αέριο του θερμοκηπίου από το CO₂, αλλά ζει λιγότερο στην ατμόσφαιρα. Το υποξείδιο του αζώτου, όπως και το CO₂, είναι ένα αέριο του θερμοκηπίου με μεγαλύτερη διάρκεια ζωής που συγκεντρώνεται στην ατμόσφαιρα για δεκαετίες ή και για αιώνες.

Τα φυσικά αίτια, όπως οι μεταβολές της ηλιακής ακτινοβολίας ή της ηφαιστειακής δραστηριότητας, εκτιμάται ότι έχουν συμβάλει λιγότερο από περίπου 0,1 °C στη συνολική αύξηση της θερμοκρασίας μεταξύ 1890 και 2010.

➤ Τρύπα του όζοντος

Ονομάζεται το φαινόμενο κατά το οποίο το στρώμα του όζοντος που βρίσκεται στα ανώτερα στρώματα της ατμόσφαιρας της Γης μειώνεται σε πάχος πάνω από τον Ν. Πόλο· η μείωση αυτή έχει ως αποτέλεσμα την ονομαζόμενη «τρύπα» στο στρώμα του όζοντος. Λόγω του ότι το όζον προστατεύει από την ηλιακή ακτινοβολία απορροφώντας σημαντικό τμήμα της υπεριώδους ακτινοβολίας, η δημιουργία της τρύπας του όζοντος έχει αρνητικά αποτελέσματα στην ανθρώπινη υγεία, αυξάνει τη θερμοκρασία στον πλανήτη και συμβάλλει αρνητικά στο λιώσιμο των πάγων.



Εικόνα 3. Τρύπα του όζοντος

Η τρύπα του όζοντος αποτελεί ένα τεράστιο περιβαλλοντικό πρόβλημα καθώς εκτός από τους ανθρώπους και τα ζώα υπάρχουν στοιχεία ότι επηρεάζει τις γεωργικές καλλιέργειες αλλά και τη δασική βλάστηση. Βασικότερη αιτία του φαινομένου είναι η εκπομπή χλωροφθορανθράκων (όπως το φρέον) που απελευθερώνονται από τα αεροζόλ, τις κλιματιστικές συσκευές, τα ψυγεία κ.α. τα οποία ταξιδεύουν στη στρατόσφαιρα και μέσα από πολύπλοκες αντιδράσεις όπου συμμετέχει και το φως, καταστρέφουν το όζον.

➤ Ατμοσφαιρική ρύπανση

Η μόλυνση της ατμόσφαιρας αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα της σύγχρονης εποχής. Τις τελευταίες δεκαετίες η ατμοσφαιρική ρύπανση έχει ενταθεί και αυτό οφείλεται κατά κύριο λόγο στην πρόοδο που έχει σημειωθεί στην ζωή και την εξέλιξη του ανθρώπινου είδους. Τα εργοστάσια, οι μονάδες παραγωγής ενέργειας, επεξεργασίας μεταλλευμάτων καθώς και τα σύγχρονα μέσα μεταφοράς είναι υπεύθυνα για την εκπομπή βλαβερών αερίων και σωματιδίων στην ατμόσφαιρα. Επιπλέον, πηγές ατμοσφαιρικής ρύπανσης αποτελούν φυσικά φαινόμενα όπως οι πυρκαγιές και η έκρηξη ηφαιστειών. Τα τελευταία χρόνια οι πυρκαγιές έχουν αυξηθεί λόγω της αύξησης της θερμοκρασίας .στην ατμόσφαιρα με αποτέλεσμα δισεκατομμύρια τόνοι ρύπων να εκπέμπονται κάθε χρόνο. Όλοι αυτοί οι ρύποι δεν χάνονται στον ουρανό, αλλά αφού προκαλέσουν ασφυξία στις πόλεις και επιδεινώσουν το φαινόμενο του θερμοκηπίου, ξαναπέφτουν στη Γη με τη μορφή της όξινης βροχής. Σε πολλές περιοχές η μόλυνση της ατμόσφαιρας επιφέρει βλαβερές συνέπειες στην αγροτική παραγωγή και στα τρόφιμα που καταναλώνουμε.

➤ Ρύπανση των νερών

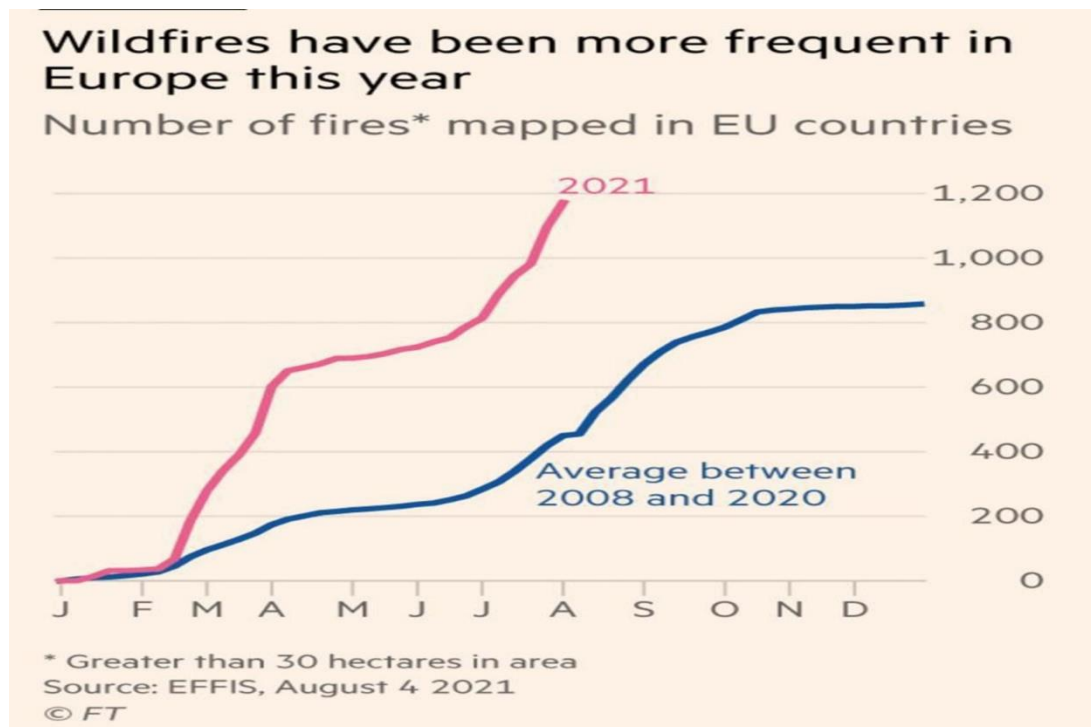
Το νερό είναι το σημαντικότερο αγαθό τόσο για την ανθρώπινη ζωή όσο και για την ζωή όλων των ζώντων οργανισμών. Πλέον χαρακτηρίζεται αρκετά κρίσιμη η κατάσταση των θαλασσών. Η γεωργία με τα λιπάσματα, η βιομηχανία με τα απόβλητα και οι κατοικίες με τα λύματα, τα φυτοφάρμακα και τα ζιζανιοκτόνα έχουν μολύνει τα υπόγεια υδροφόρα κοιτάσματα, με αποτέλεσμα να έχει μειωθεί η ποσότητα του πόσιμου νερού και να καθίστανται οι θάλασσες λιγότερο κατάλληλες για την υδροβία ζωή. Το πρόβλημα επιδεινώνεται από την υπερεντατική αλιεία. Το εν λόγω περιβαλλοντικό πρόβλημα πρέπει να μας θορυβεί όλους καθώς συνδέεται άρρηκτα με την υγεία αλλά και την ίδια την ζωή.

➤ Απόβλητα

Η μεγάλη τεχνολογική και βιομηχανική πρόοδος που εκτυλίσσεται τα τελευταία χρόνια έχει προκαλέσει ανεπανόρθωτη ρύπανση στο περιβάλλον. Τριακόσιες περιοχές στην Ευρώπη και την Αμερική, όπου απορρίπτονται τοξικά και πυρηνικά απόβλητα, εμφανίζουν δείκτες υψηλής επικινδυνότητας. Στις περισσότερες χωματερές, ακόμα και σήμερα που υπάρχει απίστευτη τεχνογνωσία καθώς και πολλά μέσα όπου στο παρελθόν δεν ήταν διαθέσιμα, δεν τηρούνται ούτε οι στοιχειώδεις προδιαγραφές υγειονομικής ταφής. Τα απόβλητα αυτά επομένως αποτελούν μια πολύ σημαντική μεταβλητή στην εξίσωση της περιβαλλοντικής ρύπανσης.

➤ Καταστροφή των δασών

Κάθε χρόνο καταστρέφονται χιλιάδες δασικές εκτάσεις, στερώντας έτσι από τους ζώντες οργανισμούς τις τελευταίες πηγές οξυγόνου. Όσο περνάνε τα χρόνια γίνεται όλο και πιο αντιληπτό ότι ο πλανήτης βρίσκεται στο έλεος της κλιματικής αλλαγής που λαμβάνει χώρα, αντιμετωπίζοντας απίστευτες καταστροφές από τις φωτιές που διαδραματίζονται κάθε καλοκαίρι και ευνοούνται από τους εξαντλητικούς καύσωνες. Κάθε καλοκαίρι η Ευρώπη και η Αμερική φλέγονται ασταμάτητα. Το φετινό καλοκαίρι, πολλές περιοχές όπως η Ελλάδα, η Τουρκία, η Ιταλία αλλά και η Αμερική τυλίχτηκαν στις φλόγες οι οποίες κατέκαψαν τεράστιες δασικές εκτάσεις. Σύμφωνα με το άρθρο **"Wildfires surge during searing Mediterranean heat"** (Financial Times) το οποίο εστιάζει στις δασικές πυρκαγιές της φετινής θερινής περιόδου που έχουν προκαλέσει τεράστιες καταστροφές σε όλες τις χώρες του Νότου, αναφέρει ότι οι δασικές πυρκαγιές παγκοσμίως αλλά πιο εστιασμένα στις μεσογειακές χώρες έχουν ξεπεράσει κατά πολύ το μέσο όρο των πυρκαγιών των προηγούμενων ετών. Πιο συγκεκριμένα παρακάτω παρουσιάζεται ένα γράφημα στο οποίο η μπλε γραμμή δείχνει τον μέσο όρο των πυρκαγιών για το διάστημα μεταξύ του 2008 και του 2020. Οι φωτιές ήταν λίγο περισσότερες από 900. Με την κόκκινη γραμμή φαίνεται **ο αριθμός των πυρκαγιών φέτος που ήδη στις αρχές του Αυγούστου ξεπερνούσαν τις 1200**. Τα στοιχεία αφορούν ολόκληρη την Ευρώπη αλλά το φαινόμενο αφορά κυρίως τις χώρες της Μεσογείου.



Εικόνα 4. Διάγραμμα συχνότητας εμφάνισης πυρκαγιών στην Ευρώπη (Financial Times, 2021)

➤ Μείωση της βιοποικιλότητας

Ως βιοποικιλότητα ορίζεται η ποικιλία των βιολογικών ειδών στα γήινα οικοσυστήματα. Εξαιτίας των ανθρώπινων δραστηριοτήτων, της αποξήλωσης, της ερημοποίησης κλπ., ένα μεγάλο ποσοστό αυτών των ειδών απειλείται με εξαφάνιση ή και έχει ήδη υποστεί τον αφανισμό του είδους. Μερικές εξαφανίσεις (σε αρκετά μικρότερους ρυθμούς) αποτελούν, φυσικό φαινόμενο σύμφωνα με τη θεωρία της εξέλιξης. Το τελευταίο αντισταθμίζεται με την ενδογένεση. Γενικά, το ανθρωπογενές περιβάλλον έχει πολύ μικρότερη βιοποικιλότητα από το φυσικό. Για παράδειγμα, σε ένα χωράφι συνήθως καλλιεργείται ένα μόνο είδος φυτού, ενώ η ανάπτυξη άλλων ειδών θεωρείται ανεπιθύμητη.

➤ Προβλήματα στην ανθρώπινη υγεία

Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας, οι κίνδυνοι που εγκυμονεί η κλιματική αλλαγή για την υγεία του ανθρώπου, θα είναι ιδιαίτερα σημαντικοί και θα ποικίλλουν σύμφωνα με τη γεωγραφική περιοχή. Στη περιοχή της Ευρώπης η κλιματική αλλαγή καθιστά το κλίμα περισσότερο θερμό και υγρό, περιβάλλον που ευνοεί την πληθυσμιακή ανάπτυξη των εντόμων, γεγονός το οποίο θα επιφέρει επιδημίες και ασθένειες που θα προκαλούνται από κουνούπια, άλλα έντομα και τρωκτικά, μιας και η διάδοση ασθενειών όπως πχ ο δάγκειος πυρετός και η ελονοσία θα είναι ανεξέλεγκτες. Επίσης η μόλυνση του αέρα θα αυξήσει την προδιάθεση για άσθμα, αναπνευστικές μολύνσεις και καρδιακά προβλήματα.

1.4 Επιπτώσεις Κλιματικής Αλλαγής στον Αγροτικό Τομέα

Ο αγροτικός τομέας είναι μια από τις πιο βασικές οικονομικές πηγές της Ελληνικής κοινωνίας καθώς σε αυτόν απασχολείται ένα τεράστιο μέρος του πληθυσμού μας. Καθώς λοιπόν ο αγροτικός τομέας είναι ένας από τους πιο νευραλγικούς τομείς θα ήταν σοφό να πάρουμε μέτρα για την κλιματική αλλαγή καθώς η σχέση μεταξύ της γεωργίας και της κλιματικής αλλαγής είναι αμφίδρομη. Αφενός η γεωργία συμβάλλει στην κλιματική αλλαγή, αφετέρου και η κλιματική αλλαγή έχει ποικίλες επιπτώσεις στον πρωτογενή τομέα. Στα χρόνια που ακολουθούν, ο γεωργικός τομέας αναμένεται να δώσει μεγάλες μάχες με την κλιματική αλλαγή καθώς ενδέχεται να την επηρεάσει σε τεράστιο βαθμό, τόσο στην Ελλάδα και στην Ευρώπη όσο και παγκοσμίως. Η γεωργία είναι τόσο σημαντικός τομέας όχι μόνο για την Ελλάδα αλλά συνολικά για την ανθρωπότητα, γεγονός που θα σημάνει τραγικές

επιπτώσεις για το μέλλον και αυτό γιατί η γεωργία επηρεάζει τα παγκόσμια αποθέματα ανθρώπινης τροφής. Τραγικό παράδειγμα μιας τέτοιας πληγείσας περιοχής από την κλιματική αλλαγή αποτελεί η Αφρική, στην οποία η έλλειψη νερού καθώς και η έλλειψη γόνιμων για καλλιέργεια εδαφών έχει οδηγήσει στην εξαθλίωση, ένα τεράστιο μέρος του πληθυσμού. Συνεπώς, είναι εμφανές ότι ο αγροτικός τομέας έχει μεγάλη ευπάθεια απέναντι στις αλλαγές του κλίματος. Ως ευπάθεια ορίζεται «Το όριο στο οποίο ένα φυσικό ή κοινωνικό σύστημα είναι επιρρεπές σε διατηρήσιμη ζημιά». Η ευπάθεια του αγροτικού τομέα, είναι αδιαμφισβήτητη, αφού συνδέεται με τους υδάτινους πόρους, δηλαδή με το κατά πόσο διαθέσιμο είναι το νερό την περίοδο που η καλλιέργεια το χρειάζεται, τη θερμοκρασία, η οποία γνωρίζει τεράστια αύξηση την τελευταία δεκαετία καθώς και την ερημοποίηση μιας μεγάλης έκτασης εδαφών που έχει προκύψει από την κλιματική αλλαγή τα τελευταία χρόνια και καθιστά αδύνατη την καλλιέργεια οποιουδήποτε αγροτικού προϊόντος.

Συνοψίζοντας, ο αγροτικός τομέας θα επηρεαστεί από την αύξηση της θερμοκρασίας, το φαινόμενο του θερμοκηπίου (αύξηση συγκέντρωσης διοξειδίου του άνθρακα), τη μεταβολή στο ύψος και την κατανομή των βροχοπτώσεων, την αύξηση της συχνότητας των ακραίων καιρικών φαινομένων όπως είναι η ξηρασία, οι πλημμύρες και ο καύσωνας και η ένταση της ερημοποίησης, καθώς επίσης θα επηρεαστεί και από τους βιοτικούς παράγοντες που επωφελούνται από την κλιματική αλλαγή όπως τα ζιζάνια, ασθένειες κ.τ.λ.

Από την άλλη μεριά και ο αγροτικός τομέας επιτείνει τα προβλήματα του περιβάλλοντος. Ο αγροτικός τομέας προκαλεί την έκλυση διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα, που δημιουργείται από τις καύσεις των ορυκτών που χρειάζονται για τις διάφορες γεωργικές

δραστηριότητες, με τη χρήση των τρακτέρ και άλλων γεωργικών οχημάτων και με τη χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας στα θερμοκήπια που η κατανάλωσή της είναι μεγάλη. Το υποξείδιο του αζώτου είναι ένα αέριο ακόμα που παράγεται από τη χρήση λιπασμάτων-τα οποία είναι αζωτούχα και οργανικά οπότε έχουν μεγάλη περιεκτικότητα σε άζωτο- στις γεωργικές εκμεταλλεύσεις και προκαλεί επιζήμιες επιπτώσεις στο περιβάλλον.

Είναι λοιπόν τουλάχιστον εμφανές ότι ο αγροτικός τομέας λειτουργεί με επιβλαβείς για το περιβάλλον πρακτικές και χρήζει άμεσης βελτίωσης και εξέλιξης. Έτσι θα ήταν ορθό ο αγροτικός τομέας να προσαρμοστεί στα νέα δεδομένα και να υιοθετήσει νέες τεχνικές βασισμένες σε νέες τεχνολογίες καθώς και να βασίσει τις ενεργειακές του ανάγκες στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, διαφορετικά τα αποτελέσματα θα είναι ολέθρια τόσο για το περιβάλλον όσο και για την επιβίωση του ίδιου του τομέα.

1.5 Ιστορική Αναδρομή

Από την αρχή της ύπαρξης μας σε αυτόν τον πλανήτη, ο άνθρωπος άρχισε να αμφιταλαντεύεται και να προσπαθεί να κατανοήσει με μια απλοϊκότητα αρχικά και στην συνέχεια με μια πιο εμπειριστατωμένη επιστημονική βάση την λειτουργία του πλανήτη μας, ο οποίος αποτελεί έναν ζωντανό οργανισμό. Με όπλο την παρατήρηση και την γνώση πολλοί επιστήμονες από πολύ νωρίς άρχισαν να συνειδητοποιούν ότι οι πράξεις του ανθρώπινου είδους έχουν αντίκτυπο στην γη. Ανά τα χρόνια πολλοί επιστήμονες διατύπωσαν τους προβληματισμούς τους και με την επιστημονική τους ιδιότητα προσπάθησαν να ενημερώσουν το ευρύτερο κοινό, στην συνέχεια και καθώς το φαινόμενο αυτό επεκτεινόταν και γινόταν πιο εμφανές, ανέλαβαν δράση επιστήμονες σε ένα πιο συλλογικό πλαίσιο για την θέσπιση κανόνων οι οποίοι θα βοηθούσαν στην καταστολή του φαινομένου. Παρακάτω γίνεται μια ιστορική αναδρομή στα όσα ειπώθηκαν παραπάνω.

1948

Με τη παρακίνηση του Αμερικανού πρόεδρου Χάρι Τρούμαν έλαβε χώρα μια παγκόσμια διάσκεψη η οποία πραγματοποιήθηκε στην Νέα Υόρκη και στην οποία συμμετείχαν 640 επιστήμονες και εμπειρογνώμονες από 50 χώρες. Τα θέματα που συζητήθηκαν αφορούσαν τη γη, τα ύδατα, τα δάση, την άγρια ζωή, τους θαλάσσιους πόρους, το πετρέλαιο, την ενέργεια, τον ορυκτό πλούτο και τα προβλήματα ως προς τη διαχείρισή τους. Παρότι η διάσκεψη αυτή δεν κατέληξε σε συμφωνία, αποτέλεσε όμως το πρώτο βήμα για την κινητοποίηση επιστημόνων από όλο τον κόσμο.

1965

Η Συμβουλευτική Επιτροπή του Προέδρου Lyndon B. Johnson των ΗΠΑ εκδίδει μια έκθεση που πραγματεύεται την τρέχουσα και πιθανή μελλοντικά συγκέντρωση του διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα. Η έκθεση αυτή καταλήγει στο συμπέρασμα ότι ως το έτος 2000 η αύξηση της ατμοσφαιρικής συγκέντρωσης του CO₂ θα φτάσει κοντά στο 25 %. Αναφέρει επιπλέον ότι αυτό το ποσοστό θα είναι αρκετό για να προκαλέσει μετρήσιμες και ίσως αξιοσημείωτες αλλαγές στο κλίμα και είναι σχεδόν βέβαιο ότι θα προκαλέσει σημαντικές αλλαγές στην θερμοκρασία και σε άλλες μετεωρολογικές παραμέτρους στην στρατόσφαιρα.

1968

Έλαβε χώρα η διάσκεψη για τη βιόσφαιρα, που πραγματοποιήθηκε στο Παρίσι, υπό την αιγίδα της UNESCO. Στην διάσκεψη αυτή συζητήθηκαν η ορθολογική χρήση και η διαφύλαξη των φυσικών πόρων καθώς και οι αιτίες της περιβαλλοντικής υποβάθμισης. Το 1969 δημοσιεύθηκαν τα αποτελέσματα αυτής της διάσκεψης σε μία έκθεση με τίτλο «Προβλήματα του Ανθρωπογενούς Περιβάλλοντος», η οποία δημοσιεύθηκε από τον τότε γενικό γραμματέα του ΟΗΕ Ου Θαντ. Η έκθεση αυτή προειδοποιούσε για τον επερχόμενο κίνδυνο περιβαλλοντικής κρίσης.

1972

Η πρώτη διάσκεψη του ΟΗΕ στη Στοκχόλμη για το περιβάλλον, η οποία ξεκίνησε στις 5 Ιουνίου. Η ημέρα αυτή έχει καθιερωθεί ως Ημέρα Περιβάλλοντος για να υπενθυμίζει την ανάγκη προστασίας του. Στην διάσκεψη αυτή συμμετείχαν αντιπρόσωποι από 113 κράτη και συζητήθηκαν πολιτικά, κοινωνικά και οικονομικά προβλήματα του παγκόσμιου περιβάλλοντος και τονίστηκε η ανάγκη λήψης διορθωτικών μέτρων. Η συγκέντρωση αυτή κράτησε 11 μέρες, μέσα σε κλίμα εντατικών συζητήσεων και διαπραγματεύσεων. Με το πέρας της διάσκεψης οι συμμετέχοντες οδηγήθηκαν σε μια Διακήρυξη 26 αρχών, η οποία αναγνωρίζει ότι η προστασία του περιβάλλοντος αποτελεί ζήτημα διεθνούς ενδιαφέροντος.

1987

Το πρωτόκολλο του Μόντρεαλ αποτελεί μια παγκόσμια συμφωνία που έχει ως στόχο την προστασία της στιβάδας του όζοντος στη στρατόσφαιρα μέσω της κατάργησης των χημικών που την καταστρέφουν. Το πρωτόκολλο αυτό εγκρίθηκε το 1987 και τέθηκε σε ισχύ το 1989.

Για την εφαρμογή του πρωτοκόλλου ορίσθηκε ένα χρονοδιάγραμμα διαφορετικών ταχυτήτων για τις αναπτυγμένες και τις αναπτυσσόμενες χώρες, έτσι ώστε οι πλούσιες χώρες να αποσύρουν πρώτες τις ουσίες αυτές και οι αναπτυσσόμενες χώρες να ακολουθήσουν αργότερα.

1990

Η πρώτη έκθεση αξιολόγησης της *IPCC* καταλήγει στο συμπέρασμα ότι οι θερμοκρασίες αυξάνονται πλέον κατά 0.3 βαθμούς Κελσίου κάθε δεκαετία, που αποτελεί την μεγαλύτερη αύξηση στην θερμοκρασία του πλανήτη τα τελευταία δέκα χιλιάδες χρόνια.

1992

Το Πλαίσιο Συμφωνίας για την Κλιματική Αλλαγή των Ηνωμένων Εθνών (*UNFCCC*), υπογράφηκε από 172 χώρες κατά την Παγκόσμια Διάσκεψη Κορυφής στο Ρίο. Το μήνυμα ήταν σαφές: «Οι απαραίτητες αλλαγές δεν θα επέλθουν παρά μόνο με αλλαγή στάσης και συμπεριφοράς εκ μέρους μας».

1995

Η Δεύτερη Έκθεση Αξιολόγησης της *IPCC* καταλήγει στο συμπέρασμα ότι το ισοζύγιο των ενδείξεων δείχνει "μια ευδιάκριτη ανθρώπινη επίδραση" στο κλίμα της Γης. Επιπροσθέτως, οι ειδικοί προέβλεψαν μια αύξηση της θερμοκρασίας της τάξεως του 1-3,5 βαθμών Κελσίου μέχρι το 2100.

1997

Σύμφωνα με το Πρωτόκολλο του Κυότο, τα ανεπτυγμένα κράτη συμφωνούν να μειώσουν τις εκπομπές των αερίων του θερμοκηπίου κατά τουλάχιστον 5% στο χρονικό διάστημα 2008-2012, σε σχέση με τα επίπεδα του 1990.

2001

Η Τρίτη Έκθεση Αξιολόγησης της *IPCC* επιβεβαιώνει τα συμπεράσματα της δεύτερης έκθεσης χρησιμοποιώντας νέες προσομοιώσεις με χρήση υπολογιστών.

2007

Στην Τέταρτη Έκθεση Αξιολόγησης της *IPCC* δηλώνεται ότι είναι περισσότερο από 90% πιθανό ότι οι ανθρώπινες δραστηριότητες, κατά κύριο λόγο η καύση των ορυκτών καυσίμων,

έχουν προκαλέσει υπερθέρμανση του πλανήτη τα τελευταία 50 χρόνια. Επίσης προβλέπει ότι η θερμοκρασία μες τον 21 ο αιώνα θα αυξηθεί από 2-4,5 βαθμούς Κελσίου.

2009

Από τις 7 έως 18 Δεκεμβρίου έλαβε χώρα στην Κοπεγχάγη το Παγκόσμιο Συνέδριο για το κλίμα της UNFCCC. Η σύσκεψη αυτή δεν είχε τα επιθυμητά αποτελέσματα, δηλαδή την σύναψη μιας παγκόσμιας, φιλόδοξης, αποτελεσματικής και νομικά δεσμευτικής συμφωνίας. Παρότι όμως δεν κατάφεραν να επικυρωθούν τα αρχικά σχέδια, ορίστηκε ως στόχος η διατήρηση της μέγιστης μέσης παγκόσμιας αύξησης της θερμοκρασίας κάτω από 2 βαθμούς Κελσίου με την επαναξιολόγηση του στόχου αυτού το 2015.

2012

Στις 8 Δεκεμβρίου 2012, στη Διάσκεψη των Ηνωμένων Εθνών για την κλιματική αλλαγή, η οποία πραγματοποιήθηκε στη Ντόχα του Κατάρ, τα Μέρη του πρωτοκόλλου του Κυότο στη Σύμβαση-Πλαίσιο των Ηνωμένων Εθνών για την κλιματική αλλαγή ενέκριναν την τροποποίηση της Ντόχα για την θέσπιση μιας δεύτερης περιόδου ανάληψης υποχρεώσεων βάσει του πρωτοκόλλου του Κυότο, η οποία ξεκίνησε την 1 Ιανουαρίου 2013 και έληξε στις 31 Δεκεμβρίου 2020.

2014

Η Πέμπτη έκθεση αξιολόγησης της IPCC εκτιμά την μελλοντική εξέλιξη του κλίματος πολύ πιο τεκμηριωμένα και προβλέπει αλλαγές οι οποίες τις τελευταίες δεκαετίες έως και χιλιετίες δεν έχουν εμφανιστεί ποτέ ξανά. Σε αυτές αναφέρονται όχι μόνο η αύξηση της θερμοκρασίας των κατώτερων στρωμάτων της ατμόσφαιρας, αλλά και η θέρμανση των ωκεανών, το λιώσιμο των παγετώνων και η απώλεια της μάζας τους, καθώς και η συνεχής άνοδος της στάθμης της θάλασσας.

2016

Έλαβε χώρα η συμφωνία του Παρισιού για την κλιματική αλλαγή, η οποία αποτελεί την πρώτη οικουμενική, νομικά δεσμευτική παγκόσμια συμφωνία για το κλίμα. Υπογράφηκε στις 22 Απριλίου 2016 και κυρώθηκε από την Ευρωπαϊκή Ένωση στις 5 Οκτωβρίου 2016.

2021

Η έκτη έκθεση της IPCC αναφέρει «Η κλιματική αλλαγή ήδη επηρεάζει κάθε περιοχή στη γη με ποικίλους τρόπους. Οι αλλαγές που αντιμετωπίζουμε θα αυξηθούν με μεγαλύτερες

θερμοκρασίες». Επιπροσθέτως κρούει τον κώδωνα του κινδύνου για επιτακτική μείωση των αερίων του θερμοκηπίου, τόσο του CO₂ όσο και του μεθανίου, η μείωση των οποίων θα έχει οφέλη στην υγεία και στο κλίμα.

Το 2021 έλαβε επίσης χώρα η διάσκεψη των Ηνωμένων Εθνών για το κλίμα η οποία ολοκληρώθηκε στη Γλασκόβη του Ηνωμένου Βασιλείου μετά από δύο εβδομάδες διαπραγματεύσεων και σημειώθηκε σημαντική πρόοδος όσον αφορά τις δεσμεύσεις της συμφωνίας του Παρισιού.

1.6 Τρόποι Αντιμετώπισης Κλιματικής Αλλαγής

Καθώς οι επιστήμονες χρόνια τώρα κρούουν τον κώδωνα του κινδύνου για την κλιματική αλλαγή είμαστε υποχρεωμένοι να υπακούσουμε και να αναζητήσουμε μεθόδους επιβίωσης του ανθρώπινου γένους οι οποίοι θα καταστήσουν τη διαβίωση μας ακίνδυνη για την βιωσιμότητα τόσο των ειδών που κατοικούν στον πλανήτη μας όσο και για την επιβίωση του ίδιου του πλανήτη. Για να γίνει αυτό, θα πρέπει να εκμεταλλευτούμε την τεράστια τεχνογνωσία, η οποία έχει γνωρίσει τεράστια άνθιση την σύγχρονη εποχή, καθώς και τις ανεξάντλητες πηγές ενέργειας οι οποίες μας προσφέρονται απλόχερα από την φύση. Τέτοιες πηγές ενέργειας αποτελούν οι μη ορυκτές πηγές ενέργειας και είναι η αιολική, η ηλιακή, που αποτελούν τις κυριότερες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, η αεροθερμική, η γεωθερμική, η υδροθερμική και η ενέργεια των ωκεανών, η υδροηλεκτρική, από βιομάζα, από τα εκλυόμενα στους χώρους υγειονομικής ταφής αέρια, από αέρια μονάδων επεξεργασίας λυμάτων και από βιοαέριο. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αποτελούν το μέλλον διότι είναι μία ήπια μορφή ενέργειας η οποία δεν απαιτεί κάποια ενεργητική παρέμβαση, όπως εξόρυξη, άντληση ή καύση, όπως συμβαίνει με τις μέχρι τώρα χρησιμοποιούμενες πηγές ενέργειας, επίσης είναι πολύ «φιλικές» στο περιβάλλον, καθώς δεν αποδεσμεύουν υδρογονάνθρακες, διοξείδιο του άνθρακα ή τοξικά και ραδιενεργά απόβλητα, όπως οι υπόλοιπες πηγές ενέργειας που χρησιμοποιούνται σε μεγάλη κλίμακα σήμερα. Συνδυάζοντας τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας με την τεχνογνωσία που διαθέτουμε προκύπτουν τα ενεργειακά πάρκα καθώς και μεμονωμένες ενεργειακές εγκαταστάσεις. Έτσι πέρα από τις μεμονωμένες ενέργειες που μπορούμε να εντάξουμε όλοι σε ατομικό επίπεδο στην καθημερινότητα μας είναι αναγκαίο να στραφούμε στις φυσικές μορφές ενέργειας σε ένα ευρύτερο πλαίσιο. Πιο συγκεκριμένα, τα σπίτια, οι επιχειρήσεις καθώς και οι αγροτικές εγκαταστάσεις μπορούν να εναποθέσουν τις ενεργειακές τους ανάγκες στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας διαγράφοντας έτσι το μονοπάτι, για ένα πιο

πράσινο μέλλον. Η αφετηρία λοιπόν που θα σημάνει την αλλαγή είναι η δημιουργία ενεργειακών πάρκων αποτελούμενα από φωτοβολταϊκά και από ανεμογεννήτριες, τα οποία θα τροφοδοτούν επιχειρήσεις και νοικοκυριά των ευρύτερων περιοχών με ενέργεια το μεγαλύτερο μέρος του χρόνου.



Εικόνα 5. Ανανεώσιμες πηγές ενέργειας

1.6.1. Αιολική Ενέργεια

Αιολική Ενέργεια χαρακτηρίζεται η ενέργεια που παράγεται από την εκμετάλλευση του ανέμου. Πιο συγκεκριμένα, αιολική είναι η ενέργεια που προκύπτει από την κινητική ενέργεια του ανέμου, η οποία παράγεται μέσω μετατροπής μέρους της προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας στην επιφάνεια της Γης. Η αιολική ενέργεια είναι μια καθαρή μορφή ενέργειας που παραμένει ανεξάντλητη, σε αντίθεση με τα συμβατικά καύσιμα.

Η εκμετάλλευση της έχει λάβει χώρα ήδη σε πολλές περιοχές του κόσμου και πρόκειται να αντικαταστήσει πολλές ρυπογόνες μορφές ενέργειας, επιδρώντας θετικά στην αντιμετώπιση οικολογικών προβλημάτων. Στην Ευρώπη καλύπτεται ήδη το 15% του ηλεκτρισμού από την αιολική ενέργεια.

Στην Ελλάδα η αιολική ενέργεια θα μπορούσε να καλύψει μεγάλες ανάγκες σε ηλεκτρισμό καθώς το αιολικό δυναμικό της χώρας είναι ισχυρό και πολύ καλής ποιότητας. Κυρίως στα νησιά του Αιγαίου παρατηρούνται υψηλές τιμές ταχύτητας του ανέμου, γεγονός που θα οδηγούσε, με εγκατάσταση κατάλληλων διατάξεων δηλαδή ανεμογεννητριών, στην κάλυψη των μεγαλύτερων ενεργειακών τους αναγκών, σχεδόν καθ' όλο το διάστημα του χρόνου με εξαιρετικά μικρό κόστος.

Όμως η αιολική ενέργεια δεν είναι δεδομένη, συνεπώς δεν είναι μια προβλέψιμη, ούτε σταθερή μορφή ενέργειας και η πυκνότητα ροής που διαθέτει δεν είναι συνήθως υψηλή. Έτσι για την αξιοποίηση της, είναι αναγκαία η κατασκευή μεγάλων αιολικών εγκαταστάσεων με στόχο να γίνει εφικτή η εκμετάλλευση της ταχύτητας του ανέμου. Τέλος δεν υπάρχει η δυνατότητα πλήρους αξιοποίησης του διαθέσιμου αιολικού δυναμικού, εφόσον μόνο ένα μέρος της κινητικής ενέργειας του ανέμου μπορεί να αξιοποιηθεί και να μετατραπεί σε ηλεκτρική ενέργεια και αυτό γιατί οι αεροδυναμικές και οι μηχανικές απώλειες είναι δύσκολο να αποφευχθούν.

1.6.1.1. Ανεμογεννήτριες

Οι ανεμογεννήτριες είναι αιολικές μηχανές οι οποίες μετατρέπουν την κινητική ενέργεια του ανέμου σε ηλεκτρική. Λόγω του αυξημένου ενδιαφέροντος για την αιολική ενέργεια οι ανεμογεννήτριες έχουν κερδίσει έδαφος έναντι άλλων πιο παραδοσιακών τρόπων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Λόγω αυτού του ενδιαφέροντος που χαίρει η αιολική ενέργεια τα τελευταία χρόνια, πολλοί επιστήμονες έχουν ασχοληθεί με τη εξέλιξη της τεχνολογίας των ανεμογεννητριών. Πολλές χώρες, όπως η Δανία, η Γερμανία, η Ινδία, οι ΗΠΑ και η Ισπανία συγκεντρώνουν πάνω από το 83% της παγκόσμιας δυναμικότητας της αιολικής ενέργειας στις χώρες τους. Οι ανεμογεννήτριες κατηγοριοποιούνται ανάλογα με τον προσανατολισμό του άξονα περιστροφής τους, τη διάμετρο και τον αριθμό των πτερυγίων τους, το ύψος του δρομέα τους καθώς και την ταχύτητα περιστροφής τους. Τα παραπάνω κριτήρια λαμβάνονται υπόψη για την κατάλληλη επιλογή της κατάλληλης διάταξης. (Smith, 2008)



Εικόνα 6. Ανεμογεννήτριες

Παρόλα αυτά όμως, οι ανεμογεννήτριες έχουν τύχει μεγάλης διαμάχης, καθώς πολλοί υποστηρίζουν ότι τα αρνητικά που προκαλεί η εγκατάστασή τους είναι πολλαπλάσια του οφέλους που προσδίδουν. Πολλοί κάτοικοι σε κοντινές περιοχές από αιολικά πάρκα, υποστηρίζουν ότι προκαλούν θόρυβο, ότι προκαλούν τον θάνατο πολλών πτηνών και τέλος ότι επεμβαίνουν αρνητικά στην ομορφιά του φυσικού τοπίου. Τα συμπεράσματα όμως αυτά είναι μονόπλευρα και καθόλου αντικειμενικά καθώς το όφελος που προσδίδουν στο πρόβλημα της κλιματικής αλλαγής, της οικονομίας αλλά και της ποιότητας ζωής τόσο των ανθρώπων όσο και των υπόλοιπων ζώντων οργανισμών σε βάθος χρόνου είναι αδιαμφισβήτητο. Τέλος, όλη αυτή η διαμάχη έχει οδηγήσει στην καθυστέρηση ή και ακύρωση κατασκευής αιολικών πάρκων τα οποία θα μπορούσαν να καλύψουν τεράστια ποσά ηλεκτρισμού μειώνοντας την χρήση συμβατικών μορφών ενέργειας και σαφώς μείωση της αναμενόμενης έκλυσης επιβλαβών αερίων και λυμάτων για το περιβάλλον.

1.6.2. Ηλιακή Ενέργεια

Με τον όρο ηλιακή ενέργεια χαρακτηρίζουμε το σύνολο των διαφόρων μορφών ενέργειας που προέρχονται από τον ήλιο. Το φως και η θερμότητα που ακτινοβολούνται, απορροφούνται από στοιχεία και ενώσεις στη γη και μετατρέπονται σε άλλες μορφές ενέργειας. Η τεχνολογία σήμερα αξιοποιεί ένα μηδαμινό ποσοστό της εισερχόμενης στην

επιφάνεια του πλανήτη μας ηλιακής ενέργειας με τριών ειδών συστήματα: τα θερμικά ηλιακά, τα παθητικά ηλιακά και τα φωτοβολταϊκά συστήματα.



Εικόνα 7. Υδρολογικός κύκλος

1.6.2.1. Ηλιακά Συστήματα

Η ηλιακή ενέργεια είναι ανεξάντλητη πηγή καθώς προέρχεται από τον ήλιο. Αυτή η μορφή είναι ικανή να καλύψει τεράστιες ενεργειακές ανάγκες εξαλείφοντας έτσι τις απαρχαιωμένες μορφές ενέργειας που χρησιμοποιούνται σήμερα και αποτελούν τεράστιο κίνδυνο για την υγεία του πλανήτη μας. Όμως για να γίνει χρήση της ενέργειας που προέρχεται από τον ήλιο χρειάζεται η κατασκευή και χρήση των κατάλληλων διατάξεων. Οι διατάξεις, που είναι ικανές να εκμεταλλευτούν την ηλιακή ενέργεια και να την μετατρέψουν σε ηλεκτρική είναι οι τρεις προαναφερθείσες, δηλαδή τα θερμικά ηλιακά, τα παθητικά ηλιακά και τα φωτοβολταϊκά συστήματα.

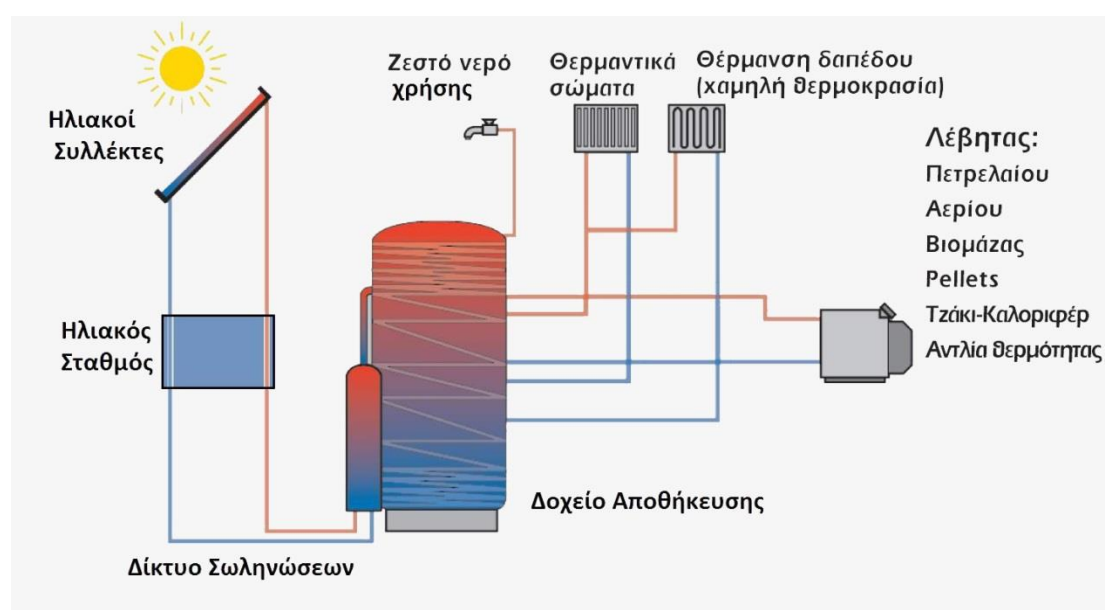
Θερμικά Ηλιακά Συστήματα

Τα συστήματα αυτά μετατρέπουν την ηλιακή ενέργεια σε θερμική ενέργεια. Είναι αρκετά διαδεδομένα συστήματα, ιδιαίτερα στη χώρα μας, μιας και η διάδοση των ηλιακών συστημάτων στην Ελλάδα ξεκίνησε το 1974.

Οι εν λόγω διατάξεις αποτελούν μία τυπική εφαρμογή μεταφοράς θερμότητας και αξιοποιείται σε πολλές εφαρμογές. Είναι κατάλληλα για οικιακή χρήση (ζεστό νερό χρήσης, θέρμανση χώρου, κλιματισμός χώρου), βιομηχανική χρήση (διαδικασίες θέρμανσης,

προθέρμανσης ρευστών, παραγωγή ατμού, διαδικασίες ψύξης (θερμικός ψύκτης), αφαλάτωση (θερμική μέθοδος), ηλεκτροπαραγωγή (ηλεκτρισμός) και συμπαραγωγή (ηλεκτρισμός).

Τα ηλιακά θερμικά συστήματα αποτελούνται από τον ηλιακό συλλέκτη, την δεξαμενή αποθήκευσης, το φορτίο κατανάλωσης, τους κυκλοφορητές, το σύστημα βοηθητικής ενέργειας, το σύστημα αυτοματισμού - ελέγχου και τις σωληνώσεις που συνδέουν τα επιμέρους τμήματα και συσκευές του συστήματος



Εικόνα 8. Ηλιακό θερμικό σύστημα

Παθητικά Ηλιακά Συστήματα

Ονομάζουμε παθητικά ηλιακά συστήματα θέρμανσης τα δομικά στοιχεία του κτιρίου, που, σύμφωνα με τους νόμους μεταφοράς θερμότητας συλλέγουν την ηλιακή ενέργεια, την αποθηκεύουν υπό μορφή θερμότητας και τη διανέμουν στο χώρο. Η συλλογή της ηλιακής ενέργειας βασίζεται στο φαινόμενο του θερμοκηπίου και πιο συγκεκριμένα στην είσοδο της ηλιακής ακτινοβολίας μέσω κάποιου διαφανούς υλικού (π.Χ. γυαλί) και τον εγκλωβισμό της προκύπτουσας θερμότητας στο εσωτερικό του χώρου που καλύπτεται από το γυαλί.

Υπάρχουν παθητικά ηλιακά συστήματα άμεσου, έμμεσου κέρδους και απομονωμένου κέρδους. Τα άμεσου κέρδους βασίζονται στην αξιοποίηση των παραθύρων κατάλληλου προσανατολισμού. Τα παθητικά ηλιακά συστήματα έμμεσου κέρδους είναι οι ηλιακοί τοίχοι, οι ηλιακοί χώροι-θερμοκήπια καθώς και τα ηλιακά αίθρια. Τέλος τα παθητικά ηλιακά συστήματα απομονωμένου κέρδους είναι οι ηλιακοί συλλέκτες-πανέλα.

Φωτοβολταϊκά

Τα φωτοβολταϊκά είναι μια διάταξη εκμετάλλευσης της ηλιακής ενέργειας και αξιοποίησης της για την κάλυψη καθημερινών ηλεκτρικών αναγκών. Ουσιαστικά πρόκειται για μια βιομηχανική διάταξη πολλών φωτοβολταϊκών κυττάρων σε μία σειρά, τα οποία παράγουν την ηλεκτρική ενέργεια όταν δέχονται ακτινοβολία. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται φωτοβολταϊκό φαινόμενο και περιγράφει την άμεση μετατροπή της ηλιακής ακτινοβολίας σε ηλεκτρική τάση. Για την εκμετάλλευση της ηλιακής ενέργειας στηριζόμενη σε φωτοβολταϊκά, χρησιμοποιούνται συνήθως φωτοβολταϊκά πλαίσια, φωτοβολταϊκά Πανέλα ή φωτοβολταϊκές συστοιχίες.

Η λειτουργία των φωτοβολταϊκών καθώς και η αποδοτικότητά τους είναι ιδιαίτερα ωφέλιμη τόσο περιβαλλοντικά όσο και οικονομικά. Πιο συγκεκριμένα κάθε κιλοβάτ που παράγεται από φωτοβολταϊκά, συνεπάγεται την αποφυγή έκλυσης ενός περίπου κιλού διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα. Ένα κιλοβάτ που παράγεται από τα φωτοβολταϊκά αποτρέπει κάθε χρόνο την έκλυση 1,3 τόνων διοξειδίου του άνθρακα για την απορρόφηση των οποίων χρειάζονται 2 στρέμματα δάσους ή περίπου 100 δέντρα. Για να παραχθεί η ίδια ηλεκτρική ενέργεια με πετρέλαιο, απαιτούνται 2,2 βαρέλια πετρελαίου κάθε χρόνο. Επίσης, η αντικατάσταση των μέχρι τώρα χρησιμοποιούμενων σε ευρύ φάσμα μεθόδων παραγωγής ενέργειας με φωτοβολταϊκές διατάξεις, θα οδηγούσε σε αποφυγή και άλλων ρυπογόνων ουσιών όπως τα αιωρούμενα μικροσωματίδια, τα οξείδια του αζώτου, οι ενώσεις του θείου, κ.λπ.



Εικόνα 9. Φωτοβολταϊκό πάρκο

Κεφάλαιο 2:Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στον τομέα της πρόβλεψης μετεωρολογικών δεδομένων

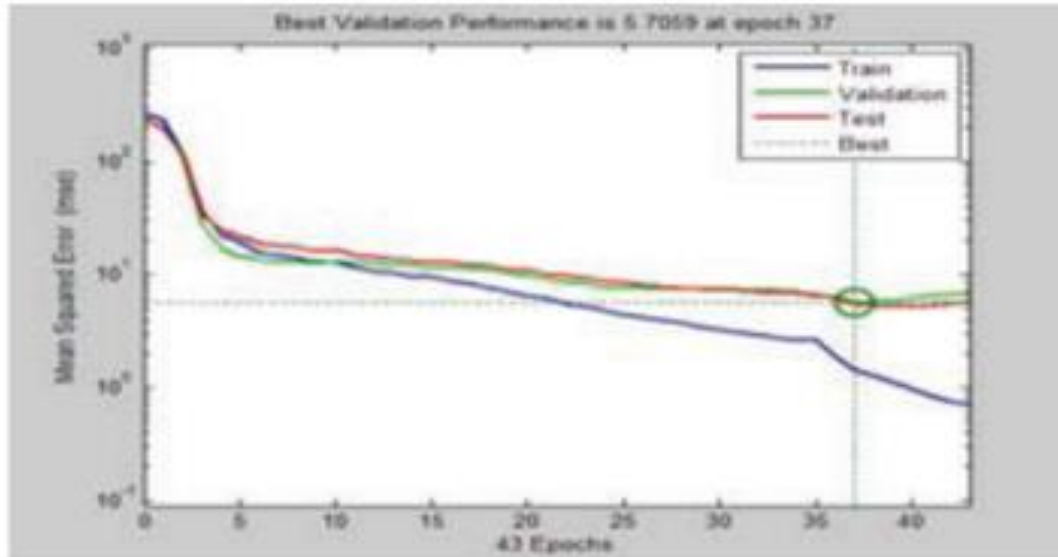
2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα πρόβλεψης μετεωρολογικών συνθηκών

Στην ενότητα που ακολουθεί θα γίνει περισσότερο κατανοητή η σπουδαιότητα, καθώς και η σημαντικότητα δημιουργίας και χρήσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων με στόχο την πρόβλεψη μετεωρολογικών δεδομένων. Παρουσιάζονται μια πληθώρα προγενέστερων, της εν λόγω διπλωματικής εργασίας, εφαρμογών οι οποίες αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων καθώς και την ευστάθεια των αποτελεσμάτων τους. Η ανάλυση αυτή της βιβλιογραφίας (επιλεγμένες εργασίες που περιλαμβάνουν την ανάπτυξη και εφαρμογή νευρωνικών δικτύων) θα αποδείξουν πως τα δίκτυα αυτά είναι αν όχι ένας καλύτερος και πιο αξιόπιστος τρόπος πρόβλεψης των επερχόμενων μετεωρολογικών συνθηκών σε σχέση με τα παραδοσιακά μέσα που χαίρουν ευρέα χρήση μέχρι και σήμερα από τους επιστήμονες του κλάδου, τουλάχιστον αντίστοιχης αξιοπιστίας. Στόχος όλων αυτών των εφαρμογών είναι αρχικά η προστασία του περιβάλλοντος και του ανθρώπινου και ζωικού πληθυσμού του πλανήτη μας καθώς και η ανάπτυξη της οικονομίας. Με την πρόβλεψη μπορεί να γίνει ευρύτερα κατανοητό στον άνθρωπο ότι η απαραίτητη για την εκπόνηση καθημερινών αναγκών ενέργεια μπορεί να γίνει είτε αποκλειστικά είτε κατά το μεγαλύτερο ποσοστό της «περιβαλλοντικά» πράσινη. Με την διάδοση λοιπόν της πληροφορίας αυτής, σε βάθος χρόνου θα προκύψει μια σταδιακή ίαση του περιβάλλοντος και κατά κύριο λόγο της ατμόσφαιρας με απώτερο προνόμιο μία υγιέστερη καθημερινότητα για τον άνθρωπο. Επιπρόσθετα πολλά νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με την αρχιτεκτονική τους είναι ικανά μέσω ανωμαλιών που θα εντοπίσουν στα αποτελέσματα τους να προβλέψουν και κατ' επέκταση να προειδοποιήσουν για κάποια πιθανή επερχόμενη φυσική καταστροφή (π.χ. πλημμύρες, πυρκαγιές κ.τ.λ.), προστατεύοντας έτσι τόσο τους ανθρώπους όσο και τα ζώα από πιθανές τραγωδίες . Τέλος, μέσω των αποτελεσμάτων μπορεί να δοθεί μια πλήρη και ξεκάθαρη εικόνα στους επιχειρηματίες ότι η επένδυση στην πράσινη ενέργεια όσο κοστοβόρα και να φαντάζει σε αρχικό στάδιο, επιφέρει τεράστια κέρδη σε βάθος χρόνου καθώς μειώνει ή και εξαλείφει εντελώς τα έξοδα των ενεργειακών αναγκών της εκάστοτε επιχείρησης.

2.1.1 Μοντέλο Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου πρόγνωσης καιρού

Στην συγκεκριμένη εργασία γίνεται χρήση ενός *feed-forward* Νευρωνικού Δικτύου με αρχές λειτουργίας τύπου *back-propagation*. Στόχος του εν λόγω Τεχνητού Νευρωνικού δικτύου είναι η πρόβλεψη της μέγιστης θερμοκρασίας σε ένα συγκεκριμένο σταθμό. Ο σταθμός, για τον οποίο γίνεται η πρόβλεψη της μέγιστης θερμοκρασίας ονομάζεται *Toronto Lester B. Pearson Int'l A, Ontario, Canada*. Από τον σταθμό αυτό, παρασχέθηκαν στην ομάδα εργασίας δεδομένα 10 ετών (1999-2009). Τα δεδομένα αυτά δομήθηκαν ως εξής: δημιουργήθηκαν 365 δεδομένα, κάθε δεδομένο αντιστοιχεί σε μία ημέρα του χρόνου (αφαιρέθηκε η 29^η Φεβρουαρίου) και για κάθε μία από αυτές της μέρες δόθηκαν για κάθε ένα από αυτά τα 10 χρόνια η μέγιστη θερμοκρασία που είχε καταγραφεί στον εν λόγω σταθμό. Τα δεδομένα αυτά διανεμήθηκαν σε τρεις κατηγορίες, το 60% διανεμήθηκε σε *training data* (με τυχαία επιλογή), το 20% σε *validation data* τα οποία είναι δεδομένα τα οποία το νευρωνικό δίκτυο δεν έχει ξανά επεξεργαστεί, με στόχο να μετρηθεί η γενίκευση του δικτύου και τέλος το εναπομείναν 20% κατανέμεται στα *testing data* που στην ουσία είναι τα δεδομένα δοκιμής και δίνουν ένα ανεξάρτητο μέτρο της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, το οποίο αποτυπώνει τη διαφορά της προβλεπόμενης τιμής και του στόχου (το οποίο είναι πάντα θετικό). Η ποσότητα των δεδομένων αυτών είναι αρκετά μικρή, γεγονός που τονίστηκε και από τους συντάκτες και δημιουργούς της εργασίας. Η έλλειψη λοιπόν, περισσότερων δεδομένων περιορίσε αρκετά τις δυνατότητες του νευρωνικού δικτύου, έτσι οι δημιουργοί του μοντέλου προκειμένου να βελτιώσουν την απόδοση του, αποφάσισαν να αυξήσουν τα δεδομένα, χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα παραπάνω από μία φορά(σε κάποιες δοκιμές 2 φορές (730 δεδομένα) και σε άλλες 4 φορές (1460 δεδομένα)). Τα δεδομένα αυτά προφανώς δεν προσδίδουν μια καλύτερη γενίκευση στο νευρωνικό δίκτυο, ωστόσο όμως επιτυγχάνεται μεγαλύτερο ποσοστό μάθησης. Έπειτα το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε με το αλγόριθμο *Levenberg-Marquardt*. Τέλος, μετά από πολλές δοκιμές με πληθώρα αλλαγών τόσο στα επίπεδα του νευρωνικού δικτύου και τον αριθμό των κόμβων όσο και στην μέθοδο μεταφοράς των πληροφοριών από νευρώνα σε νευρώνα μας παραθέτουν την τελική τους επιλογή. Καταλήγουν λοιπόν στο συμπέρασμα ότι μιας και έχουν 10 εισόδους (δηλαδή δέκα κόμβους στο στρώμα εισόδου) και μία έξοδο (δηλαδή ένα κόμβο στο στρώμα εξόδου), η καταλληλότερη επιλογή ενδιάμεσων κρυφών στρωμάτων είναι 5 με 10/16 κόμβους για 730/1460 δεδομένα αντίστοιχα και για συνάρτηση μεταφοράς στο κρυφό επίπεδο επιλέγεται η *Tan-sigmoid* η οποία είναι ταχύτερη και αποδοτικότερη για την φύση του δεδομένου στόχου. Τέλος, παρατίθεται το διάγραμμα της

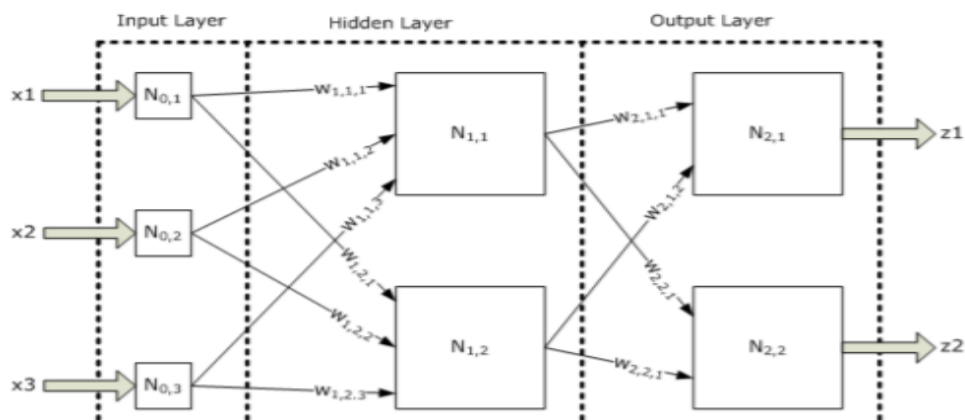
καλύτερης γενίκευσης που επετεύχθη και δίνει μια καθαρή εικόνα για την απόδοση του μοντέλου η οποία κρίνεται ικανοποιητική. (Abhishek *et al.*, 2012)



Εικόνα 10. Διάγραμμα καλύτερης απόδοσης Νευρωνικού Δικτύου (Abhishek *et al.*, 2012)

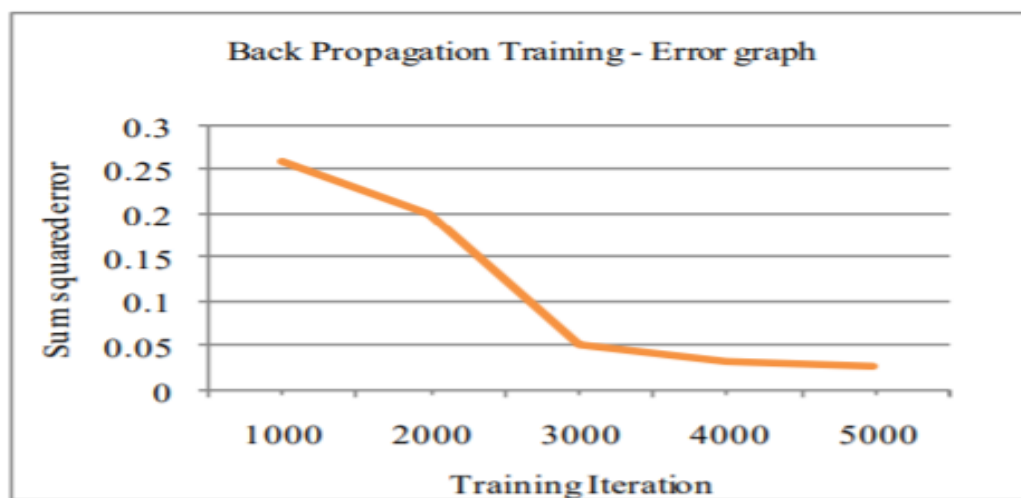
2.1.2 Ένα αποδοτικό σύστημα πρόβλεψης καιρού με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Στην εργασία αυτή γίνεται επίσης χρήση ενός *feed-forward* Νευρωνικού Δικτύου το οποίο δομείται και εκπαιδεύεται με *back-propagation* αρχές λειτουργίας. Στόχος του εν λόγω νευρωνικού δικτύου είναι η πρόβλεψη της θερμοκρασίας.



Εικόνα 11. Δείγμα δομής Νευρωνικού Δικτύου (Baboo and Shereef, 2010)

Όπως σχολιάζεται και στην εργασία, λόγω των ραγδαίων αλλαγών στην θερμοκρασία τα τελευταία χρόνια, τα νευρωνικά δίκτυα καθίστανται ιδανικά εργαλεία για την καλύτερη δυνατή πρόβλεψη των θερμοκρασιών, καθώς αποτελούν ένα μοντέλο ικανό να επεξεργαστεί και να συσχετίσει πολύπλοκες εισόδους και εξόδους (δεδομένα που εισέρχονται και αποτελέσματα). Στην συνέχεια γίνεται έλεγχος της λειτουργίας και της αποδοτικότητας του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου δια μέσω ενός πειράματος. Το πείραμα αυτό περιλαμβάνει τα καιρικά δεδομένα μιας ολόκληρης χρονιάς (2009). Τα δεδομένα αυτά πέρα από την θερμοκρασία περιλαμβάνουν και άλλες παραμέτρους οι οποίοι θα καταστήσουν ικανή την ευσταθή πρόβλεψη της θερμοκρασίας. Οι παράμετροι αυτοί είναι το σημείο δρόσου, η υγρασία, η πίεση στο επίπεδο της θάλασσας, η ορατότητα, η ταχύτητα του ανέμου, η ριπή του ανέμου καθώς και η βροχόπτωση. Έπειτα από τις παρατηρήσεις των ακραίων τιμών καθώς και των περιόδων που κάποιες από αυτές τις παραμέτρους διατηρούν μια σταθερή συμπεριφορά, παρατηρήσεις ιδιαίτερα καίριες τόσο για την διαμόρφωση του νευρωνικού όσο και για τον έλεγχο της λειτουργίας του, παρατίθεται το διάγραμμα σφάλματος κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

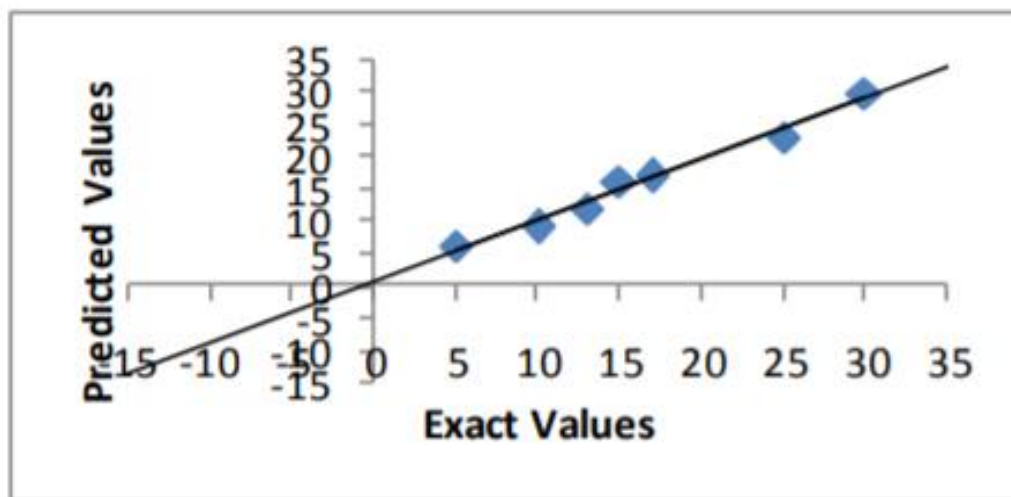


Εικόνα 12. Διάγραμμα σφάλματος στο στάδιο εκπαίδευσης (Baboo and Shereef, 2010)

Από το παραπάνω γράφημα μπορεί να γίνει κατανοητό ότι το σφάλμα είναι μεγαλύτερο για μικρότερες επαναλήψεις (λιγότερα δεδομένα εισόδου). Είναι εμφανές ότι κάτω του 1000 το μέσω τετραγωνικό σφάλμα ακουμπάει το μέγιστο ενώ όταν φτάνει το 5000 σχεδόν μηδενίζεται. Μετά την εκπαίδευση γίνεται έλεγχος απόδοσης του νευρωνικού δικτύου, βάζοντας το στη διαδικασία πρόβλεψης της θερμοκρασία κάποιων μη γνωστών για το νευρωνικό δίκτυο ημερών. Στην συνέχεια παρατίθενται τόσο ο πίνακας με το μέγιστο και το ελάχιστο σφάλμα ανά ημέρα όσο και το διάγραμμα των πραγματικών και προβλεπόμενων από το μοντέλο θερμοκρασιών.

Unseen days	Minimum error	Maximum error
02-Jan-2009	0.0079	0.6905
27-Aug-2009	0.1257	0.8005
09-Jun-2009	0.0809	1.0006
29-Nov-2009	0.0336	1.2916

Εικόνα 13. Πίνακας με το ελάχιστο και το μέγιστο σφάλμα ανά ημέρα (Baboo and Shereef, 2010)



Εικόνα 14. Διάγραμμα των πραγματικών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο θερμοκρασιών (Baboo and Shereef, 2010)

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα μπορεί να προκύψει το συμπέρασμα ότι η απόδοση του μοντέλου είναι ιδιαίτερα ικανοποιητική και η χρήση του μπορεί να αποδώσει σαφή και ευσταθή αποτελέσματα με πολύ μικρές αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές. (Baboo and Shereef, 2010)

2.1.3 Ανάπτυξη ενός Νευρωνικού Δικτύου για την πρόβλεψη της ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας

Στην εργασία αυτή γίνεται χρήση ενός *feed-forward* Νευρωνικού Δικτύου που ακολουθεί *back-propagation* αρχές λειτουργίας. Στόχος του μοντέλου αυτού είναι να γίνει η πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας σε καθημερινή βάση. Για την διαμόρφωση του νευρωνικού συλλέγονται κλιματολογικά δεδομένα από Tifton, CA, Clayton, NC, Gainesville, FL, and Quincy, FL. Τα δεδομένα τα οποία λαμβάνουν χρήση για την συνολική λειτουργία του

Νευρωνικού Δικτύου κατατάσσονται σε 23 πακέτα δεδομένων, μέσα στο κάθε ένα από αυτά περιέχονται κλιματικές παράμετροι για 365 μέρες, για κάποιον από τους επιλεγμένους σταθμούς. Οι παράμετροι που περιέχονται στα δεδομένα είναι η βροχόπτωση, η μέγιστη και ελάχιστη θερμοκρασία καθώς και η ηλιακή ακτινοβολία. Στην συνέχεια όμως, για την βέλτιστη δυνατή απόδοση του νευρωνικού δικτύου έγινε αναδιαμόρφωση των δεδομένων αυτών και επιπροσθέτως έγινε υπολογισμός και άλλων παραμέτρων από τις ήδη υπάρχουσες. Τελικά λοιπόν προέκυψε μια λίστα έξι εισόδων για το Νευρωνικό Δίκτυο στο οποίο συγκαταλέγονται η ημέρα, η μέγιστη ατμοσφαιρική θερμοκρασία, η ελάχιστη ατμοσφαιρική θερμοκρασία, η ολική βροχόπτωση, η καθαρή ηλιακή ακτινοβολία καθώς και η διάρκεια της μέρας. Όλα τα χρόνια από τους σταθμούς Tifton, Gainesville, και Clayton, επιλέχθηκαν τυχαία ως *training set* και *testing set* ενώ τα διαθέσιμα δεδομένα του ενός έτους από το Quincy επιλέχθηκαν ως *testing set*. Η επιλογή των δεδομένων αυτών καθώς και η τυχαία κατηγοριοποίηση τους φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

Location and year of weather data used in the training and testing phases of the solar radiation neural network						
Location	Latitude (deg)	Longitude (deg)	Elevation (m)	Annual average rainfall (mm)	Year of weather data used	
					Training	Testing
Gainesville, FL	29.65	-82.35	52	1276	1976	1978
					1980	1979
					1982	1981
					1984	1985
Quincy, FL	30.58	-84.58	76	1426		1979
Tifton, GA	31.48	-85.53	113	1208	1981	1980
					1982	1983
					1986	1984
					1987	1985
					1988	1989
Clayton, NC	35.65	-87.50	101	1193	1991	1990
					1985	1986

Εικόνα 15. Τυχαία κατανομή δεδομένων ως *training set* και *testing set* από τους σταθμούς Tifton, Gainesville, Clayton και Quincy (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)

Συνεπώς ένα σύνολο 11 ετών επιλέχθηκε ως *training set* και τα εναπομείναν 12 έτη επιλέχθηκαν ως *testing set*. Έπειτα, η κάθε διαμόρφωση νευρωνικού δικτύου που εξετάστηκε, εκπαιδεύτηκε με δεδομένα 11 ετών που αποτελούνταν από περισσότερα από 4000 μοτίβα. Μόλις ολοκληρώθηκε η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων για κάθε μοντέλο, το σύνολο δοκιμών παρουσιάστηκε στο νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας για τα 12 χρόνια του *testing set*. Οι προβλεπόμενες ημερήσιες τιμές ηλιακής ακτινοβολίας συγκρίθηκαν με τις παρατηρούμενες ημερήσιες τιμές ηλιακής ακτινοβολίας για αυτά τα 12 χρόνια. Η ακρίβεια του μοντέλου του νευρωνικού δικτύου αξιολογήθηκε με βάση την παράμετρο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των προβλέψεων του ανεξάρτητου συνόλου δεδομένων δοκιμής (*testing set*) και στην παράμετρο

R^2 μεταξύ της προβλεπόμενης και της παρατηρούμενης ηλιακής ακτινοβολίας του ανεξάρτητου συνόλου δεδομένων δοκιμής (*testing set*). Έπειτα κάποια δεδομένα που αποδιοργάνωναν και επηρέαζαν αρνητικά την απόδοση του νευρωνικού δικτύου αφαιρέθηκαν και εκ νέου ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία. Τέλος, μετά τις διορθωτικές παρεμβάσεις προέκυψαν τα βέλτιστα δεδομένα τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω.

Results obtained from the various sets of internal model parameters used in developing the solar radiation neural network model; results shown include only the independent test data sets¹

Momentum	Learning rate	No hidden nodes	R^2 Observed and predicted solar radiation
0.9	0.6	5	0.615
0.9	0.6	10	0.619
0.9	0.6	15	0.626
0.9	0.6	25	0.617
0.9	0.6	30	0.597
0.9	0.6	50	0.560
0.9	0.6	100	0.575
0.3	0.3	15	0.622
0.1	0.1	5	0.616
0.1	0.1	10	0.634
0.1	0.1	15	0.623
0.0	0.1	5	0.610
0.0	0.05	10	0.635
0.0	0.05	15	0.612
0.0	0.05	20	0.630

¹The learning threshold was 0.0001. Model inputs were day of year, daily maximum and minimum air temperature, daily total precipitation, daylength and daily total clear sky radiation. R^2 is the coefficient of determination.

Εικόνα 16. Αξιολόγηση απόδοσης Νευρωνικού δικτύου (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)

Statistical comparison between observed and predicted solar radiation for each individual data set; results shown include only the independent test data sets

Location	Year	N	Average daily solar radiation (MJ m^{-2})		R^2	CV	Av. error (MJ m^{-2})	Absolute error (MJ m^{-2})	RMSE (MJ m^{-2})
			Observed	Predicted					
Gainesville, FL	1978	365	16.22	16.74	0.70	17.79	+0.52	2.71	2.98
	1979	365	16.23	16.49	0.71	17.73	+0.25	2.54	2.92
	1981	365	16.67	17.43	0.65	18.28	+0.76	2.67	3.19
	1985	365	16.21	16.33	0.68	18.68	+0.12	2.78	3.05
Quincy, GL	1979	365	17.12	16.21	0.71	18.76	+0.91	3.92	3.04
Tifton, GA	1980	365	15.58	16.37	0.57	21.21	+0.79	3.30	3.47
	1983	365	16.63	16.43	0.60	21.84	-0.20	3.80	3.59
	1984	365	16.96	16.47	0.58	20.83	-0.49	3.60	3.43
	1985	365	15.97	16.20	0.56	21.65	+0.23	3.50	3.51
Clayton, NC	1989	365	16.08	16.10	0.52	22.59	+0.02	4.13	3.64
	1990	365	18.02	16.95	0.64	20.04	-1.07	3.48	3.40
	1986	365	13.49	14.67	0.74	24.60	-1.18	3.33	3.61

N, number of data points; R^2 , coefficient of determination; CV, coefficient of variation; average error = $[\sum(\text{predicted} - \text{observed})/N]$; absolute error = $[\sum(|\text{predicted} - \text{observed}|)/N]$; RMSE, a root mean square error.

Εικόνα 17. Στατιστική σύγκριση μεταξύ της παρατηρούμενης και της προβλεπόμενης ηλιακής ακτινοβολίας για μεμονωμένο σύνολο δεδομένων (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)

Συμπερασματικά λοιπόν αποτυπώνεται ότι τα αποτελέσματα του Νευρωνικού Δικτύου είναι αρκετά κοντά στα πραγματικά με μία αυξητική τάση της ηλιακής ακτινοβολίας συγκριτικά με την πραγματική τιμή. (Elizondo, Hoogenboom and McClendon, 1994)

2.1.4 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας με χρήση Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων

Στην εργασία ορίζεται ως στόχος η πρόβλεψη της μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας με χρήση ενός *feed-forward* Νευρωνικού Δικτύου με *back-propagation* αρχές λειτουργίας. Το εν λόγω Νευρωνικό Δίκτυο αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. Στην συνέχεια παρουσιάζεται η απεικόνιση του νευρωνικού δικτύου. Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από τρεις κόμβους, οι οποίοι λαμβάνουν ως εισόδους τις παραμέτρους της μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας, της συνολικής ημερήσιας βροχόπτωσης και της σχετικής υγρασίας.



Εικόνα 18. Νευρωνικό Δίκτυο πρόβλεψης μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

Το κρυφό επίπεδο, έλαβε διάφορες δοκιμαστικές τιμές όμως όπως έδειξαν τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου, ο βέλτιστος αριθμός νευρώνων στο επίπεδο αυτό είναι είκοσι. Το επίπεδο εξόδου αποτελείται από έναν νευρώνα καθώς δίνει μία και μόνο έξοδο, την μέση ημερήσια θερμοκρασία. Παρακάτω παρουσιάζονται δυο πίνακες, στον πρώτο πίνακα καταγράφονται οι δοκιμές για τον βέλτιστο αριθμό νευρώνων στο κρυφό επίπεδο του μοντέλου ενώ στον δεύτερο πίνακα καταγράφονται όσα ειπώθηκαν παραπάνω, δηλαδή ο αριθμός των επιπέδων καθώς και των νευρώνων.

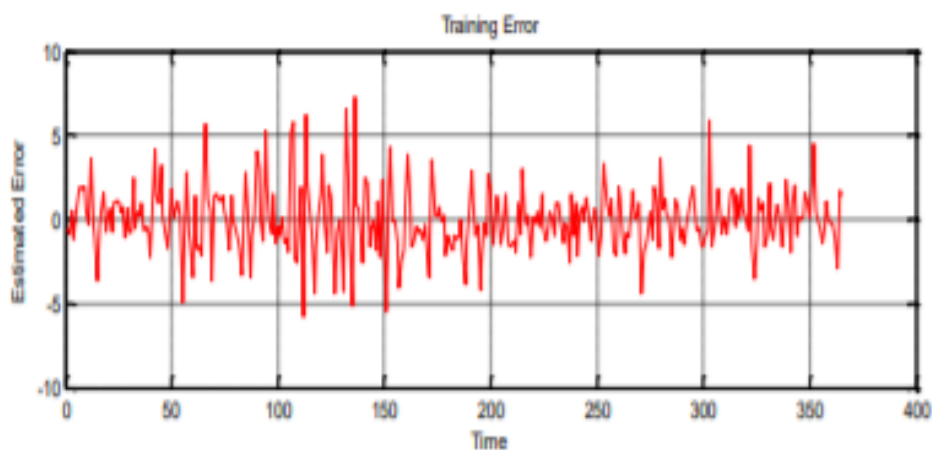
No of Hidden Neurons	Neurons	VAF for Training	VAF for Testing
10		92.808	92.689
15		93.093	92.087
20		93.128	92.305
25		93.062	92.107
30		93.679	91.715

Εικόνα 19. Συντελεστής VAF στο στάδιο της εκπαίδευσης και αξιολόγησης (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

Number of layers = 3	Number of neurons
One input layer	Three neurons
One hidden layer	Twenty neurons
One output layer	One neuron

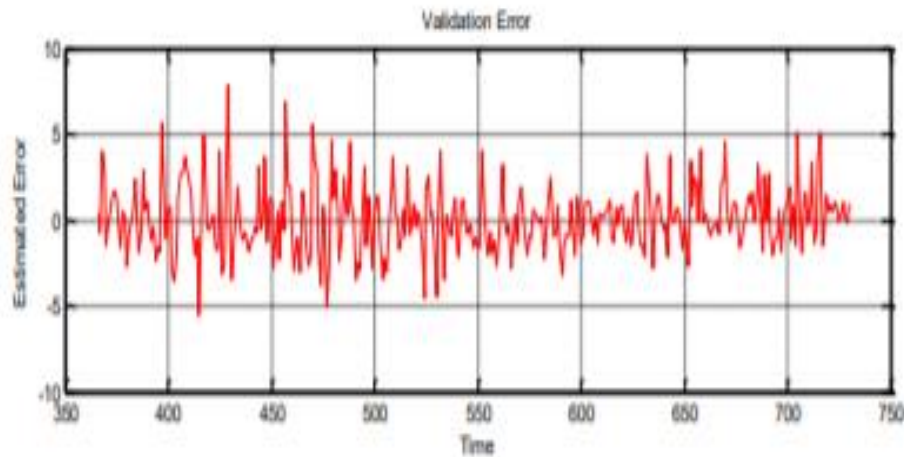
Εικόνα 20. Αριθμός επιπέδων και αντίστοιχος αριθμός νευρώνων (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

Μετά τον ορισμό των επιπέδων καθώς και των νευρώνων, ακολούθησε η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου με χρήση του αλγορίθμου *Levenberg-Marquardt*. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα διάγραμμα στο οποίο παρουσιάζεται το σφάλμα στο στάδιο της εκπαίδευσης.



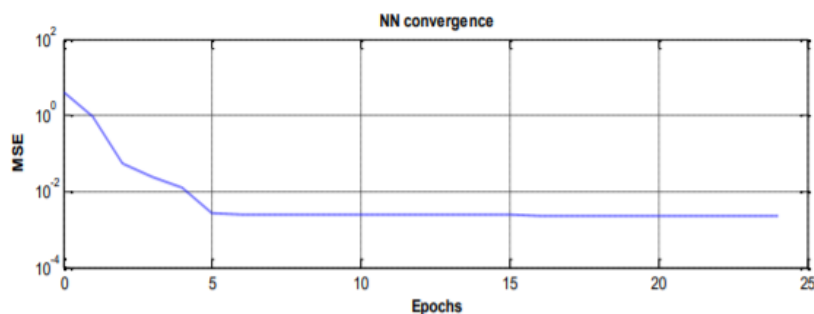
Εικόνα 21. Διάγραμμα σφάλματος στο στάδιο της εκπαίδευσης (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου ακολούθησε η διαδικασία ελέγχου της εύρυθμης λειτουργίας του. Στο στάδιο αυτό χρησιμοποιήθηκε ένα νέο πακέτο δεδομένων το οποίο το Νευρωνικό Δίκτυο δεν είχε επεξεργαστεί ξανά. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα διάγραμμα στο οποίο εμφανίζεται το σφάλμα στο στάδιο του ελέγχου.



Εικόνα 22. Διάγραμμα σφάλματος στο στάδιο του ελέγχου (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

Στην συνέχεια παρουσιάζεται ένα ακόμα διάγραμμα, στο οποίο εμφανίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα.



Εικόνα 23. Διάγραμμα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

Συμπερασματικά λοιπόν, μετά το πέρας του ελέγχου στον οποίο τέθηκε το νευρωνικό δίκτυο, η απόδοση του κρίθηκε ιδιαίτερα ικανοποιητική. (L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad1, 2014)

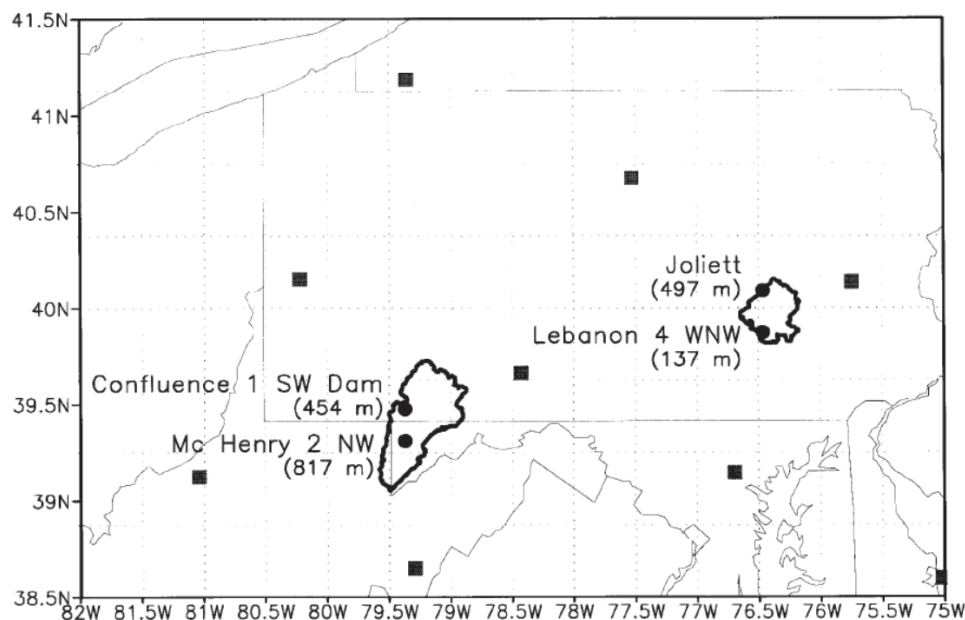
2.1.5 Καθημερινή πρόβλεψη καιρού με χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Στην εργασία αυτή γίνεται πρόβλεψη μιας σειράς καιρικών στοιχείων. Τα στοιχεία αυτά είναι η μέγιστη και η ελάχιστη θερμοκρασία, η σχετική υγρασία και η βροχόπτωση. Το συγκεκριμένο feed-forward Νευρωνικό Δίκτυο ακολουθεί επίσης *back-propagation* αρχές λειτουργίας. Τα δεδομένα πάρθηκαν από την ινδική μετεωρολογική υπηρεσία. Τα δεδομένα αυτά έλαβαν προεπεξεργασία και καθαρίστηκαν. Για τη δομή του νευρωνικού δικτύου γνωστοποιείται ότι έχει ένα στρώμα εισόδου όμως δεν γίνεται αντιληπτό πόσοι είναι οι κόμβοι καθώς αναφέρονται κάποιες από τις παραμέτρους που εισέρχονται στο νευρωνικό

δίκτυο. Οι παράμετροι που αναφέρονται είναι η θερμοκρασία, η σχετική υγρασία, η πίεση του αέρα και η κατεύθυνση του, η ποσότητα και το ύψος που έχουν τα σύννεφα και η βροχόπτωση. Ακόμα αναφέρεται ότι το κρυφό επίπεδο δεν είναι μόνο ένα, αλλά περισσότερα χωρίς ξανά να αναφέρεται ο αριθμός των κρυφών επιπέδων, αναφέρεται όμως ότι η αύξηση των επιπέδων αυξάνει την πολυπλοκότητα του μοντέλου. Εφόσον δεν ορίζεται λοιπόν ο ακριβής αριθμός των επιπέδων δεν ορίζεται και ο αριθμός των κόμβων, όμως καταγράφεται ο τρόπος με τον οποίο ορίστηκε ο αριθμός των κόμβων και αυτός είναι ο κανόνας του αντίχειρα με τον οποίο μπορεί να αποφευχθεί όπως αναφέρεται το *underfitting* και το *overfitting* που προκύπτουν από τον λιγότερο και τον μεγαλύτερο αριθμό κόμβων από τον λειτουργικό, αντίστοιχα. Για το επίπεδο εξόδου αντιλαμβανόμαστε ότι αποτελείται από τέσσερις κόμβους καθώς δίνει τέσσερις προβλέψεις. Τέλος, η συντακτική ομάδα διασφαλίζει την ορθή λειτουργία του μοντέλου και προτείνει τα Νευρωνικά Δίκτυα για τέτοιου τύπου προβλέψεις. (Narvekar and Fargose, 2015)

2.1.6 Τοπικές προβλέψεις βροχοπτώσεων με χρήση Νευρωνικών Δικτύων

Στην συγκεκριμένη εργασία το *feed-forward* Νευρωνικό Δίκτυο ακολουθεί *back-propagation* αρχές λειτουργίας. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούν δύο λεκάνες, αυτές του Youghiogheny ποταμού και του Swatara Creek, οι περιοχές αυτές απεικονίζονται στο χάρτη που ακολουθεί και υποδεικνύονται από παχιές μαύρες γραμμές.



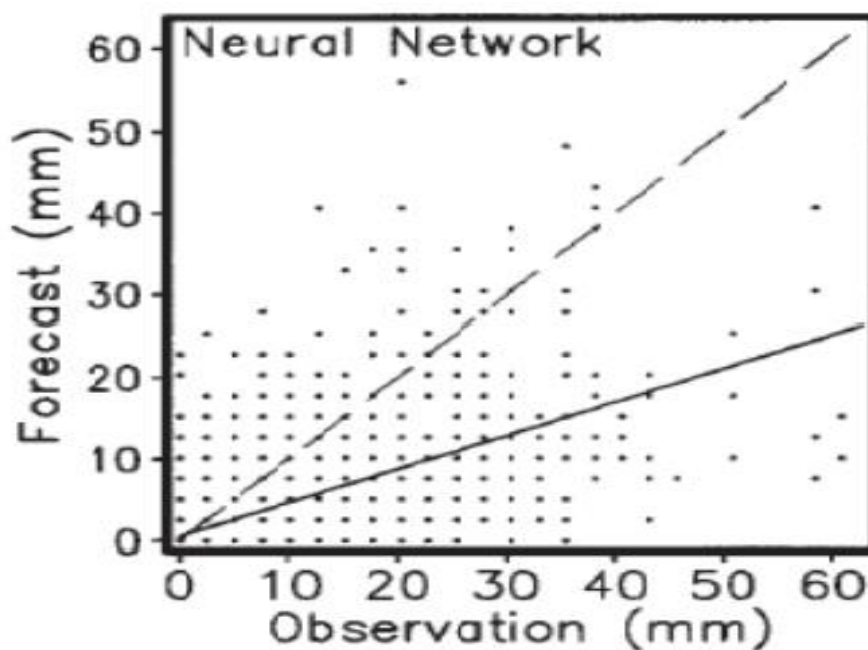
Εικόνα 24. Λεκάνες του Youghiogheny ποταμού και του Swatara Creek (Kuligowski and Barros, 1998)

Τα δεδομένα που είχαν στην διάθεση τους από τις περιοχές αυτές είχαν διάρκεια πέντε ετών, εκ των οποίων τα τέσσερα έτη χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του νευρωνικού

δικτύου και το εναπομείναν έτος χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση του. Ακόμα τα δεδομένα διέθεταν 528 παραμέτρους, ο οποίος είναι ένας ιδιαίτερα ογκώδης αριθμός παραμέτρων για να συμπεριληφθούν όλοι σαν εισόδοι του νευρωνικού δικτύου. Για να γίνει πιο αποδοτικό το μοντέλο, ήταν επιτακτική η ανάγκη μείωσης των εισόδων και έπειτα από αρκετή μελέτη η συντακτική ομάδα περιόρισε τις παραμέτρους σε μόλις 25.

Η δομή του νευρωνικού δικτύου, σε ότι αφορά τα επίπεδα ακολουθεί την πιο απλή αρχιτεκτονική, δηλαδή διαθέτει ένα επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. Ο αριθμός των κόμβων που κάθε επίπεδο διαθέτει ποικίλει, το επίπεδο εισόδου έχει 25 κόμβους καθώς λαμβάνει 25 παραμέτρους για να προβλέψει το ποθητό αποτέλεσμα, το κρυφό επίπεδο διαθέτει 11 κόμβους και τέλος το επίπεδο εξόδου διαθέτει ένα κόμβο καθώς το μοντέλο προβλέπει μόνο την βροχόπτωση. Ο αριθμός των κόμβων έχει ορισθεί σύμφωνα με τον κανόνα των Fletcher & Goss (1993), ο οποίος δεν ορίζει τον ακριβή αριθμό των κόμβων αλλά δίνει μία σαφή κατεύθυνση. Πιο συγκεκριμένα, ο κανόνας αυτός βοηθά στον ορισμό ενός διαστήματος μέσα στο οποίο ανήκει ο αριθμός των κόμβων. Στο διάστημα αυτό το αριστερό άκρο υπολογίζεται με τον εξής τύπο $(2n^{1/2}+m)$ ενώ το δεξί άκρο υπολογίζεται με τον τύπο $(2n+1)$, όπου n είναι ο αριθμός των κόμβων στο επίπεδο εισόδου και όπου m είναι ο αριθμός των κόμβων εξόδου. Η τελική επιλογή του αριθμού των κόμβων προέκυψε από μία σειρά δοκιμών και κατέληξαν στον καλύτερο αριθμό κόμβων. Στην συγκεκριμένη περίπτωση, οι δοκιμές έδειξαν ότι δεν υπήρχε μεγάλη διαφορά στην πρόβλεψη, έτσι επιλέχθηκαν οι ελάχιστοι κόμβοι έτσι ώστε το μοντέλο να είναι ταχύτερο. Σε ότι αφορά τις λειτουργίες μεταφοράς, η λειτουργία μεταφοράς που επιλέχθηκε για το κρυφό επίπεδο είναι η Tan-sigmoid ενώ στο επίπεδο εξόδου δεν χρησιμοποιήθηκε καμία. Τέλος ακολουθεί ένα διάγραμμα στο οποίο παρουσιάζονται τόσο οι προβλέψεις όσο και τα πραγματικά δεδομένα.

Τα αποτελέσματα αυτά έχουν μια σχετική απόκλιση, παρόλα αυτά η απόδοση του μοντέλου κρίνεται ικανοποιητική βάση της ποσότητας των δεδομένων που διατέθηκαν στο Νευρωνικό Δίκτυο. (Kuligowski and Barros, 1998)



Εικόνα 25. Προβλέψεις και πραγματικά δεδομένα βροχοπτώσεων (Kuligowski and Barros, 1998)

2.2 Συμπεράσματα κεφαλαίου

Με βάση λοιπόν, όλων όσων ειπώθηκαν στο παρόν κεφάλαιο μπορεί να δοθεί μία σαφή εικόνα τόσο για την δομή όσο και την εκπαίδευση, απόδοση και αξιολόγηση του Νευρωνικού Δικτύου. Αρχικά, όσον αφορά τη δομή του Νευρωνικού Δικτύου, ορίζονται ο αριθμός των επιπέδων (επίπεδο εισόδου, κρυφό επίπεδο και επίπεδο εξόδου). Στην συνέχεια, ορίζεται ο αριθμός των νευρώνων του κάθε επιπέδου. Ο αριθμός των νευρώνων εισόδου είναι αντίστοιχος των παραμέτρων, τους οποίους το Νευρωνικό Δίκτυο λαμβάνει ως εισόδους, ο αριθμός των νευρώνων στο επίπεδο εξόδου είναι αντίστοιχος των στοιχείων που προβλέπει το μοντέλο και τέλος οι νευρώνες στο κρυφό επίπεδο προκύπτουν με ένα πιο αφηρημένο τρόπο, δηλαδή με μια σειρά δοκιμών η οποία οδηγεί στην βέλτιστη επιλογή αριθμού νευρώνων. Για την επιλογή του αριθμού των νευρώνων στο κρυφό επίπεδο, έχουν διατυπωθεί διάφοροι κανόνες, κάποιους από τους οποίους αναφέρονται και στο τρέχων κεφάλαιο, παρόλα αυτά και αυτοί οι κανόνες απαιτούν μια σειρά δοκιμών για να γίνει η τελική επιλογή. Εφόσον ορισθούν όλα τα παραπάνω, το μοντέλο υπόκειται σε μια διαδικασία εκπαίδευσης με στόχο να δημιουργηθεί ένα μοτίβο συμπεριφοράς για το στοιχείο που καλείται να προβλέψει. Στο στάδιο αυτό εισέρχεται το μεγαλύτερο ποσοστό των δεδομένων τα οποία προορίζονται για το Νευρωνικό Δίκτυο και χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Τα υπόλοιπα δεδομένα, τα οποία το μοντέλο δεν έχει επεξεργαστεί ξανά,

χρησιμοποιούνται ως *testing data* και *validation data* με στόχο να γίνει τόσο η πρόβλεψη όσο και η αξιολόγηση του μοντέλου.

Για την επίτευξη της πρόβλεψης είναι αναγκαίο να επιλεγθούν και κάποιες συναρτήσεις μεταφοράς τόσο για το κρυφό επίπεδο στο οποίο κρίνετε αναγκαίος ο ορισμός συνθήκης μεταφοράς, όσο και στο επίπεδο εξόδου, στο οποίο είναι προαιρετικός ο ορισμός της. Η συνθήκη μεταφοράς ορίζεται ανάλογα με τη φύση του προβλήματος.

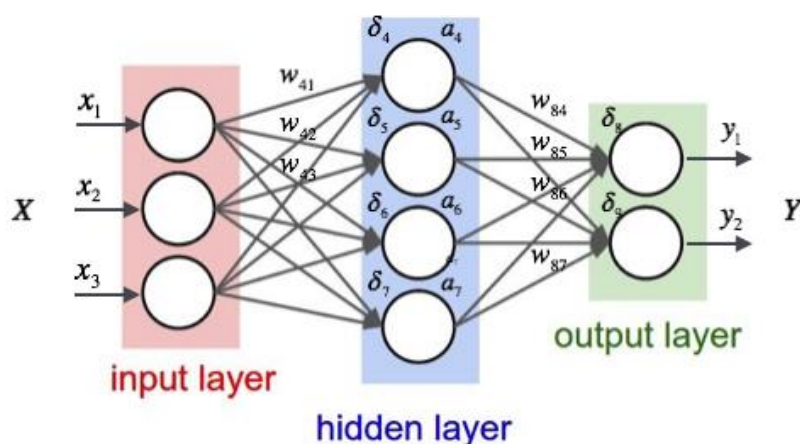
Τέλος, με βάση την έρευνα που πραγματοποιήθηκε είναι εμφανές ότι για την πρόβλεψη μετεωρολογικών δεδομένων είναι ιδανικό ένα *feed forward* νευρωνικό δίκτυο με *back-propagation* αρχές λειτουργίας, τα υπόλοιπα δομικά χαρακτηρίστηκα ποικίλουν ανάλογα με τις απαιτήσεις της πρόβλεψης αλλά και της ποιότητας και ποσότητας των δεδομένων.

Κεφάλαιο 3: Νευρωνικό δίκτυο πρόβλεψης μετεωρολογικών συνθηκών

Στο παρόν κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί μια αναγνωριστική προσέγγιση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Θα ορισθεί δηλαδή η έννοια του τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθώς και η μεθοδολογία και το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την πραγματοποίηση της πρόβλεψης της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας που θα παρουσιασθεί εκτενέστερα στο επόμενο και βασικό κεφάλαιο της διπλωματικής.

3.1 Ορισμός τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αντικατοπτρίζει την ανάγκη του ανθρώπου να μεταφέρει ένα νοητό βάρος του ανθρώπινου μυαλού στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο λοιπόν, είναι ένας αλγόριθμος που μιμείται την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Πιο συγκεκριμένα, ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από εκατοντάδες δισεκατομμύρια διασυνδεδεμένους νευρώνες, οι οποίοι επεξεργάζονται τις πληροφορίες που λαμβάνει ο άνθρωπος, τις επεξεργάζεται με γνώμονα τα ερεθίσματα που έχει αντλήσει από το κοινωνικό και οικογενειακό του περιβάλλον και έτσι οδηγείται σε αποφάσεις. Αντίστοιχα και ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα κύκλωμα νευρώνων οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους και μέσω μίας σειράς μαθηματικών εξισώσεων, η οποία μιμείται την βιολογική διαδικασία του ανθρώπινου εγκεφάλου, επεξεργάζεται μια σειρά πληροφοριών που λαμβάνει ως είσοδο το δίκτυο, με στόχο ένα ζητούμενο αποτέλεσμα. Στην εν λόγω διπλωματική, στόχος του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι η πρόβλεψη της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας.



Εικόνα 26. Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου

3.2 Ανάλυση δομής τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία επίπεδα. Τα επίπεδα αυτά είναι α) το επίπεδο εισόδου, β) το κρυφό επίπεδο και γ) το επίπεδο εξόδου. Τα επίπεδα αυτά αποτελούνται από έναν αριθμό κόμβων ή αλλιώς νευρώνων. Το πρώτο επίπεδο, το επίπεδο εισόδου δηλαδή, αποτελείται από τους κόμβους εισόδου οι οποίοι αντικατοπτρίζουν τις παραμέτρους που λαμβάνει ως είσοδο το νευρωνικό δίκτυο. Το κρυφό επίπεδο λαμβάνει τον αριθμό των κόμβων από τους οποίους αποτελείται, από τον χρήστη. Ο αριθμός αυτός ορίζεται είτε εμπειρικά, είτε μετά από μια σειρά δοκιμών και συγκρίσεων των αποτελεσμάτων τους, είτε σύμφωνα με τους κανόνες υπολογισμού των νευρώνων (οι οποίοι έχουν αναφερθεί στο κεφάλαιο 2). Τέλος, το επίπεδο εξόδου αποτελείται από νευρώνες αριθμού αντιστοίχου των παραμέτρων που ζητούνται ως πρόβλεψη από το νευρωνικό δίκτυο. Επιπροσθέτως, οι συνάψεις που συντελούν στην επικοινωνία μεταξύ των κόμβων δια μέσου κάποιων συναρτήσεων μεταφοράς (logsig, purelin, tansig) λαμβάνουν κάποιες τιμές οι οποίες ονομάζονται βάρη και δια μέσου αυτών των τιμών το νευρωνικό δίκτυο οδηγείται στον υπολογισμό της πρόβλεψης. Σκοπός των συναρτήσεων μεταφοράς είναι αρχικά να εισάγουν το μοντέλο στη μη-γραμμικότητα αλλά και να διατηρήσουν τις τιμές των νευρώνων έτσι ώστε να διασφαλιστεί η ορθή λειτουργία του νευρωνικού δικτύου και να μην παραλύσει από αποκλίνοντες νευρώνες. Στην εικόνα 26 παρουσιάζεται ο τύπος με βάση τον οποίο πραγματοποιείται ο υπολογισμός της εξόδου h_i , στα νευρωνικά δίκτυα τυπικής αρχιτεκτονικής.

$$h_i = \sigma \left(\sum_{j=1}^N V_{ij} x_j + T_i^{hid} \right),$$

Εικόνα 27. Τύπος υπολογισμού εξόδου (Bell, 2014)

Η $\sigma(\dots)$ είναι η συνάρτηση μεταφοράς (ή συνάρτηση ενεργοποίησης), το N είναι ο αριθμός των νευρώνων εισόδου, το V_{ij} απεικονίζει τα βάρη, το x_j αντικατοπτρίζει τις εισόδους που λαμβάνουν οι νευρώνες εισόδου και τέλος το T_i^{hid} παρουσιάζει το κατώφλι όρων των κρυμμένων νευρώνων. (Bell, 2014)

Η παραπάνω ανάλυση, περιγράφει την πιο απλή μορφή νευρωνικού δικτύου η οποία με μια σειρά διαφοροποιήσεων αλλάζει καθολικά την λειτουργία του. Για παράδειγμα, το κρυφό επίπεδο, δεν είναι αναγκαίο να αποτελείται μονάχα από ένα στρώμα μπορεί να αποτελείται και από πολλά περισσότερα. Βέβαια, η αύξηση των κρυφών επιπέδων προστεθεί

μια μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και δυσκολία στο νευρωνικό δίκτυο (π.χ. αύξηση υπολογιστικής ισχύος)

3.3 Ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων

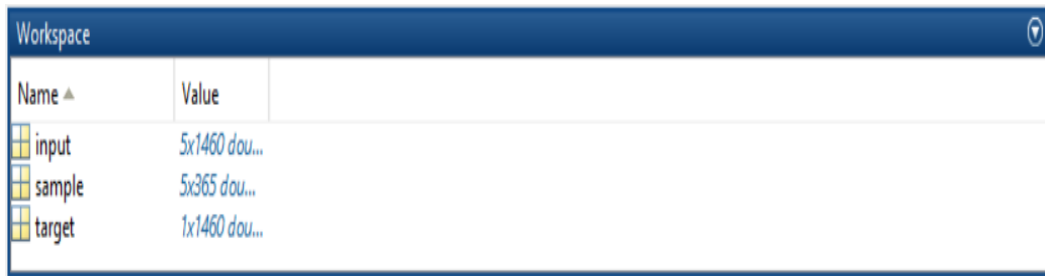
Η δημιουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου απαιτεί μια σειρά βημάτων. Τα βήματα αυτά διαφοροποιούνται ανάλογα με τη φύση του προβλήματος που καλείται το νευρωνικό δίκτυο να επιλύσει αλλά και το περιβάλλον που έχει επιλέξει ο χρήστης να δημιουργήσει το μοντέλο. Για την εν λόγω διπλωματική έχει επιλεγεί το περιβάλλον της MATLAB και τα βήματα που ακολουθήθηκαν περιγράφονται στις παρακάτω ενότητες και παρουσιάζονται με την σειρά με την οποία εκτελέστηκαν.

3.3.1 Συλλογή και προεπεξεργασία δεδομένων

Το πρώτο στάδιο της διαδικασίας της δημιουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι η συλλογή δεδομένων. Για την εκπόνηση της εν λόγω εργασίας πάρθηκαν δεδομένα από μετρήσεις που έλαβαν χώρα στην περιοχή του Τυμπακίου, τα οποία μας δόθηκαν από την Αποκεντρωμένη Διοίκηση Κρήτης. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν ήταν διάρκειας πέντε ετών (2016-2020). Αρχικά έγινε έλεγχος των δεδομένων με σκοπό να αφαιρεθούν αποκλίνουσες μετρήσεις, τέτοιες μετρήσεις όμως δεν βρέθηκαν στο αρχείο. Παρόλα αυτά το αρχείο περιείχε κάποιες κενές μετρήσεις οι οποίες έλαβαν την τιμή του μέσου όρου της προηγούμενης και της επόμενης μέτρησης. Επιπροσθέτως, το αρχικό αρχείο περιλάμβανε ημερήσιες μετρήσεις ανά μισή ώρα, στην συνέχεια όμως έγινε υπολογισμός της μέσης ημερήσιας τιμής για κάθε ένα από τα μετεωρολογικά στοιχεία. Το στάδιο αυτό αν και αρκετά απλό, αποτελεί ενδεχομένως το πιο προσεχτικά δομημένο βήμα της διπλωματικής.

3.3.2 Δημιουργία τεχνητού νευρωνικού δικτύου στο περιβάλλον της MATLAB

Αρχικά κατηγοριοποιούμε τα δεδομένα σε τρεις κατηγορίες και τα περνάμε στο workspace στην matlab.



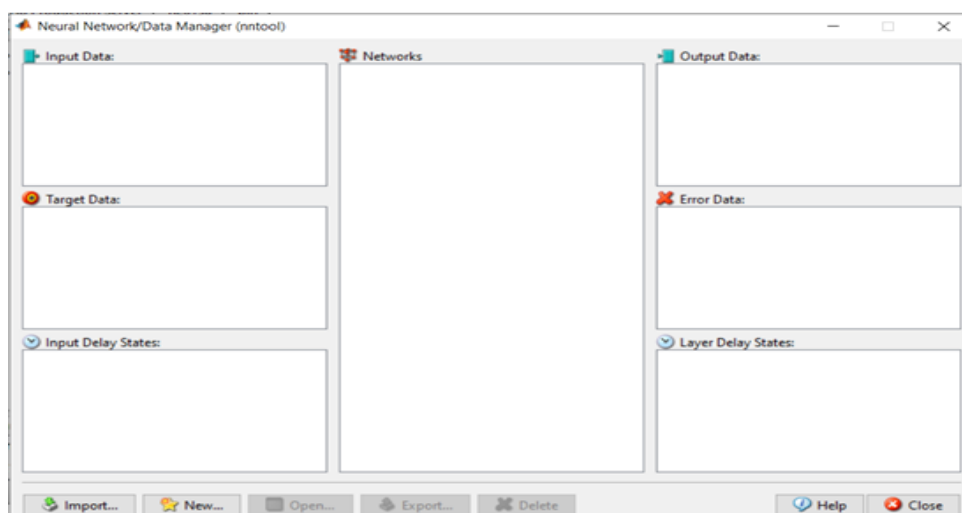
Name	Value
input	5x1460 dou...
sample	5x365 dou...
target	1x1460 dou...

Εικόνα 28. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου

Όπως φαίνεται στην εικόνα 28, τοποθετούμε τα δεδομένα στις κατηγορίες target, sample και input.

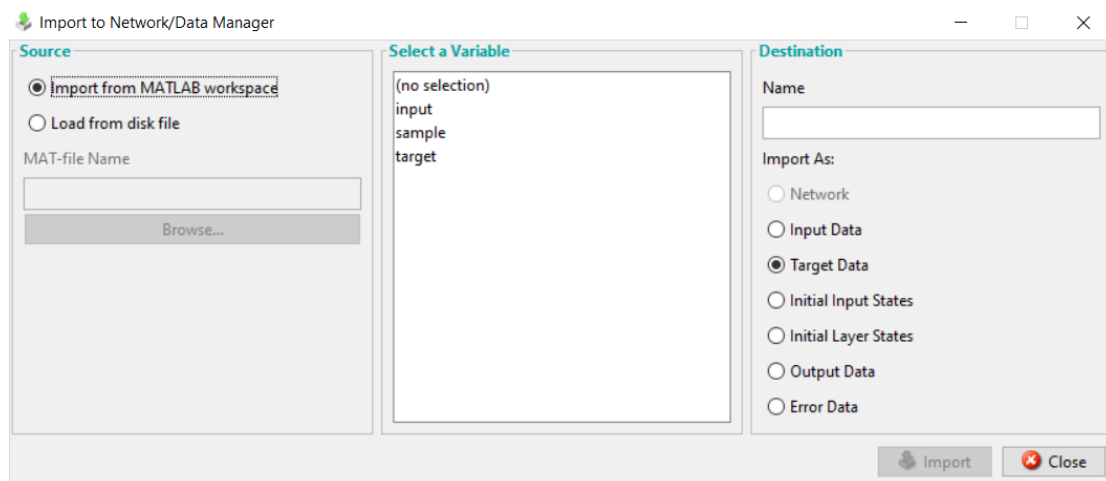
- Στην κατηγορία input έχουν τοποθετηθεί τα δεδομένα τεσσάρων ετών, για τις πέντε μεταβλητές που αποτελούν τους κόμβους εισόδου. Οι πέντε μεταβλητές είναι η yaw angle (γωνία εκτροπής), wind speed (ταχύτητα ανέμου), relative humidity (σχετική υγρασία), temperature (θερμοκρασία) και barometric pressure (βαρομετρική πίεση).
- Στην κατηγορία target έχουν τοποθετηθεί τα δεδομένα των αντίστοιχων τριών ετών για την μεταβλητή pyranometer (ηλιακή ακτινοβολία) που αποτελεί τον πυρήνα του ενδιαφέροντος για το νευρωνικό δίκτυο.
- Στην κατηγορία sample έχουν τοποθετηθεί τα δεδομένα του 2020 για τις αντίστοιχες πέντε μεταβλητές με αυτές των κόμβων εισόδου.

Στην συνέχεια χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη **nntool** στο περιβάλλον της matlab. (εικόνα 29)



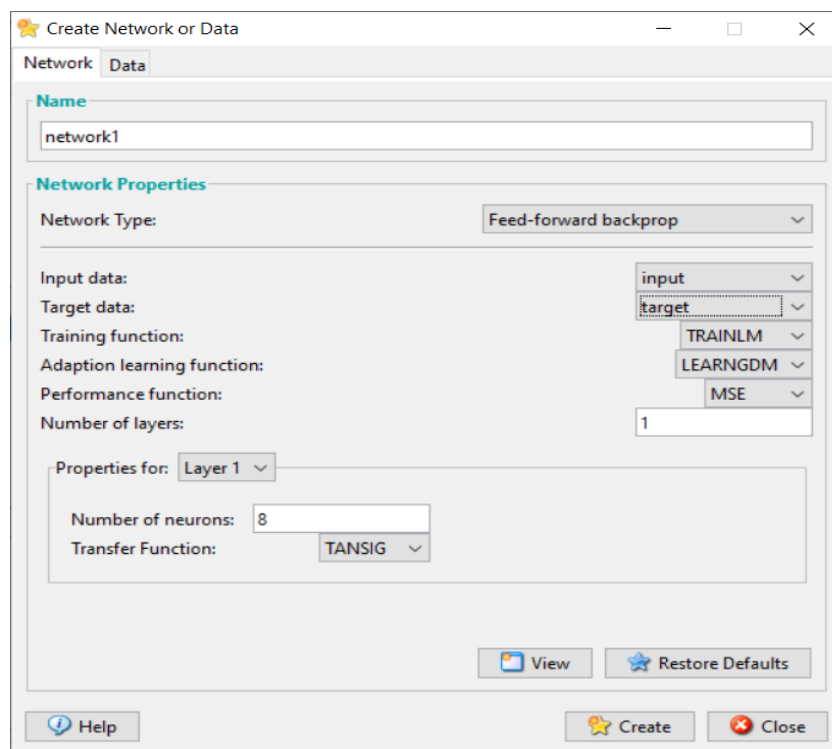
Εικόνα 29. Περιβάλλον nntool

Στο στάδιο αυτό τοποθετήθηκαν τα δεδομένα στις αντίστοιχες κατηγορίες. (εικόνα 30)



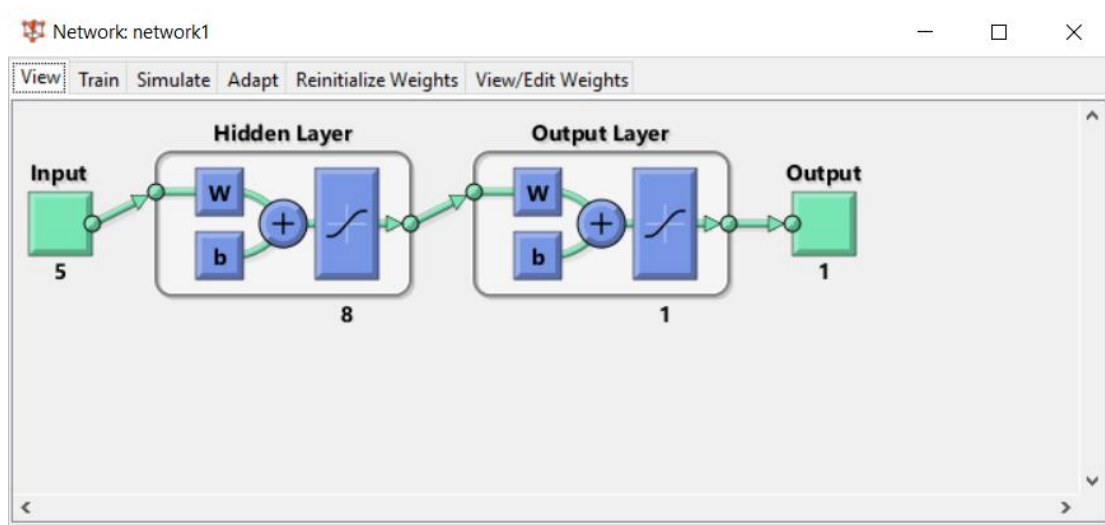
Εικόνα 30. Κατηγοριοποίηση δεδομένων

Έπειτα επιλέχθηκαν τα κατάλληλα χαρακτηριστικά για την δημιουργία του ιδανικού μοντέλου (βλ. εικόνα 31). Πιο συγκεκριμένα επιλέχθηκε το μοντέλο που ακολουθεί backpropagation αρχές λειτουργίας. Επιλέχθηκε ένα κρυφό επίπεδο και οκτώ κόμβοι για το επίπεδο αυτό. Τέλος επιλέχθηκε η tansig ως συνάρτηση μεταφοράς μεταξύ κρυφού επιπέδου και επίπεδο εξόδου.



Εικόνα 31. Επιλογή των χαρακτηριστικών του νευρωνικού δικτύου

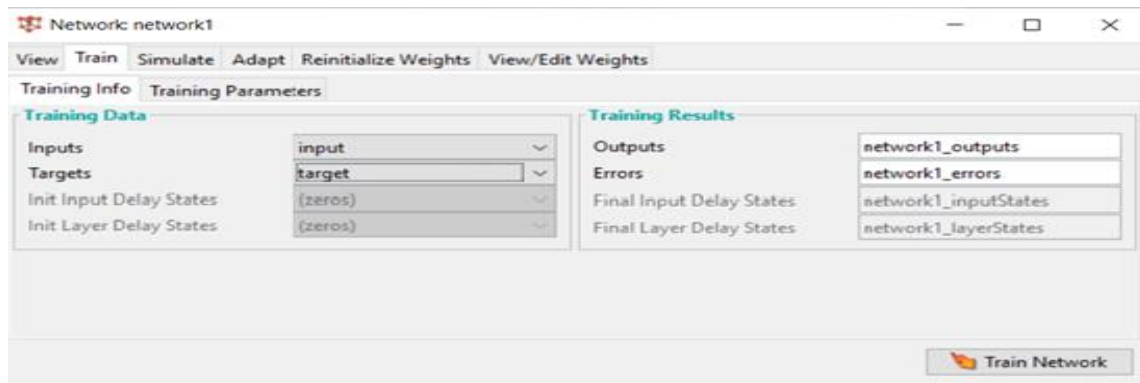
Σύμφωνα με τις επιλογές αυτές το νευρωνικό δίκτυο έλαβε την παρακάτω δομή. (εικόνα 32). Στην παρακάτω εικόνα (εικόνα 32) φαίνονται γραφικά τα δομικά στοιχεία του νευρωνικού δικτύου. Πιο συγκεκριμένα, το επίπεδο εισόδου διαθέτει πέντε κόμβους, κάθε ένας από τους οποίους αντιπροσωπεύει και μία μεταβλητή. Το κρυφό επίπεδο λαμβάνει οκτώ κόμβους. Οι κόμβοι του κρυφού επιπέδου ορίστηκαν με γνώμονα τον κανόνα των Fletcher & Goss (1993), ο οποίος δεν ορίζει τον ακριβή αριθμό των κόμβων αλλά οριοθετεί το διάστημα στο οποίο θα πρέπει να ανήκει ο αριθμός των κόμβων. Στο διάστημα αυτό το αριστερό άκρο υπολογίζεται με τον εξής τύπο $(2n^{1/2}+m)$ ενώ το δεξί άκρο υπολογίζεται με τον τύπο $(2n+1)$, όπου n είναι ο αριθμός των κόμβων στο επίπεδο εισόδου και όπου m είναι ο αριθμός των κόμβων εξόδου. Για το εν λόγω νευρωνικό δίκτυο το διάστημα αυτό είναι το $[6\ 11]$. Έπειτα από τον ορισμό του διαστήματος αυτού ακολούθησαν μια σειρά δοκιμών για κάθε μια από τις συμπεριλαμβανουσες τιμές του διαστήματος, τα αποτελέσματα των οποίων οδήγησαν στο συμπέρασμα ότι ο βέλτιστος αριθμός κόμβων είναι 8. Τέλος το επίπεδο εξόδου λαμβάνει ένα κόμβο ο οποίος αντικατοπτρίζει την παράμετρο που το νευρωνικό δίκτυο καλείται να προβλέψει.



Εικόνα 32. Δομή του νευρωνικού δικτύου

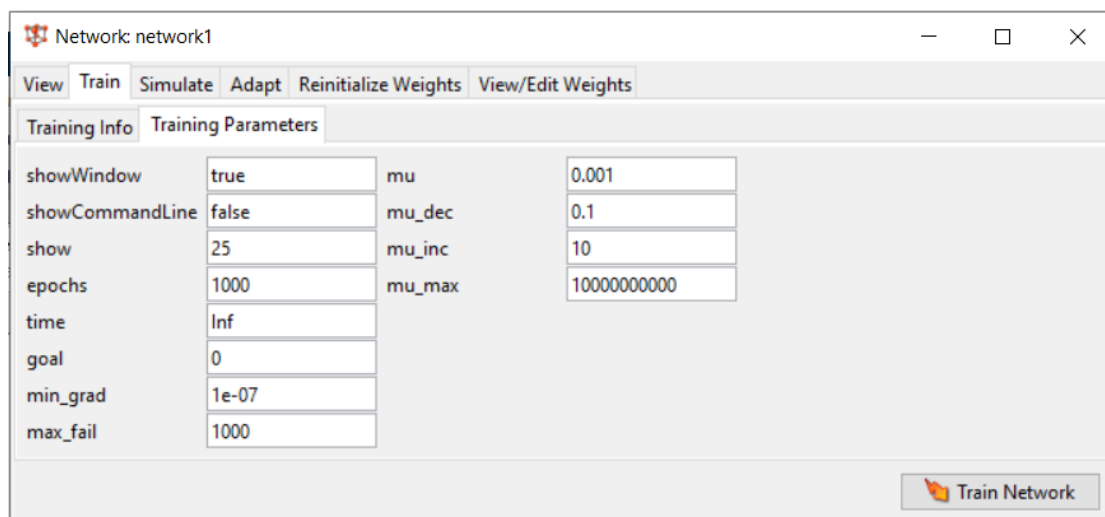
3.3.3 Εκπαίδευση τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Μετά την επιλογή των δομικών στοιχείων του νευρωνικού δικτύου ακολουθεί η διαδικασία εκπαίδευσης του. Στην συγκεκριμένη φάση, εισέρχονται τα δεδομένα των τεσσάρων χρόνων (2016-2019) με στόχο το νευρωνικό δίκτυο να αναπτύξει μοτίβα απαραίτητα για την πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας για το έτος 2020.



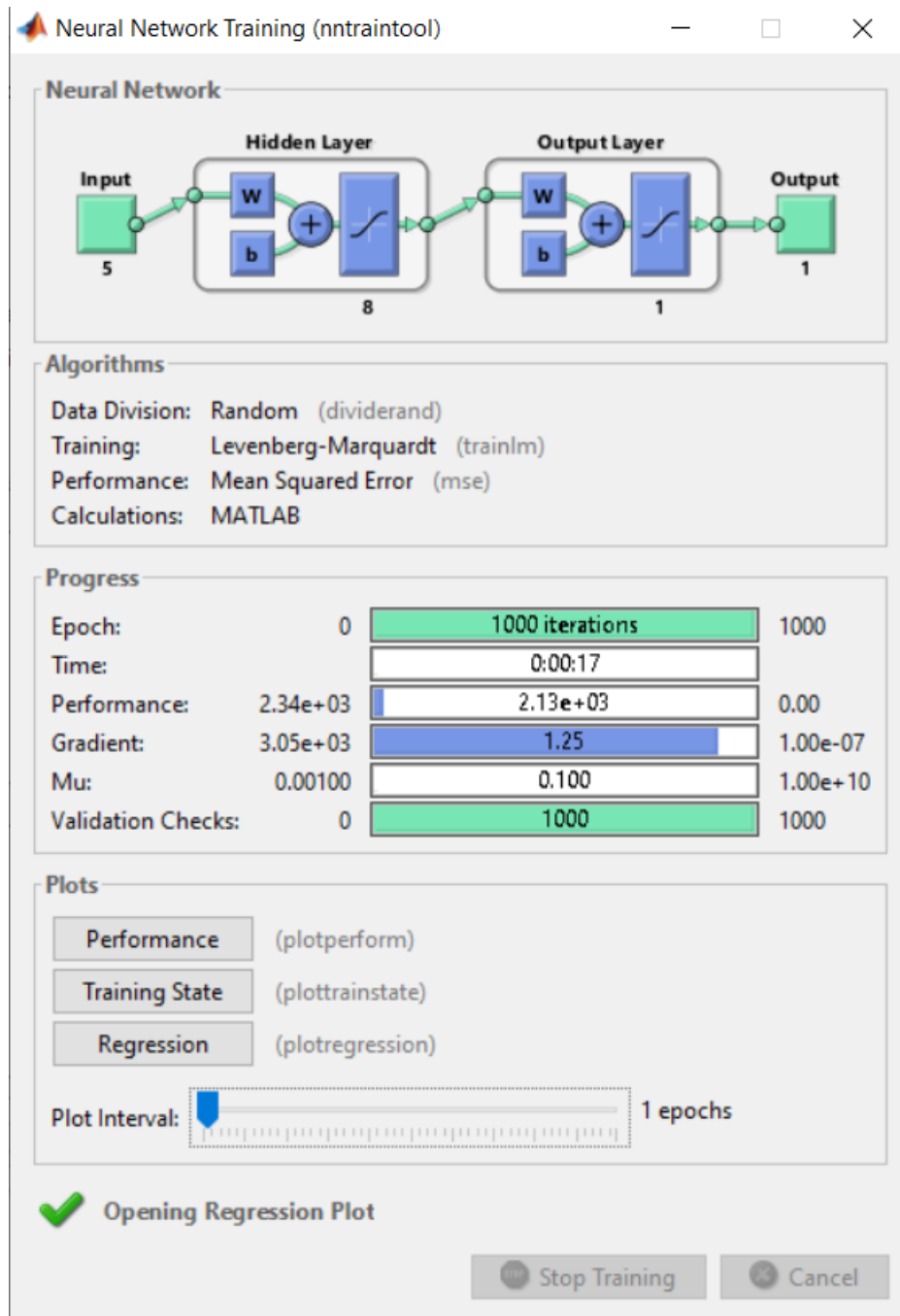
Εικόνα 33. Καταχώρηση των δεδομένων για την εκπαίδευση του δικτύου

Αφού εισάχθηκαν τα δεδομένα 1460 ημερών για την εκπαίδευση του νευρωνικού ήταν απαραίτητο να ορισθούν και οι παράμετροι σύμφωνα με τους οποίους θα τελούνταν η επιμόρφωση του δικτύου. Η παράμετροι που ορίσθηκαν παρουσιάζονται στην εικόνα 34.



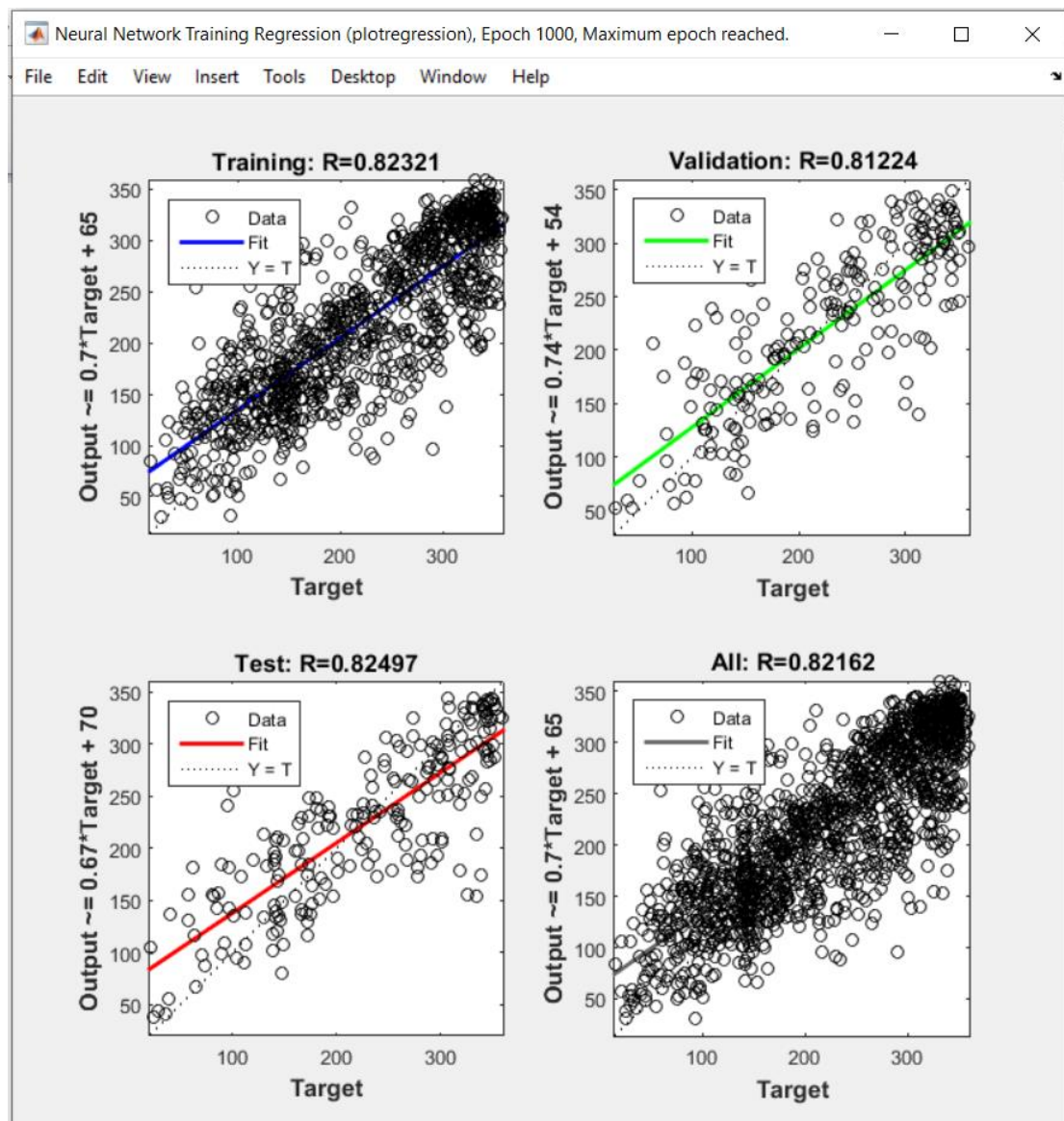
Εικόνα 34. Ορισμός παραμέτρων εκπαίδευσης

Στην συνέχεια εκπαιδεύτηκε το νευρωνικό δίκτυο σύμφωνα με την επιλεγμένη μέθοδο. Η μέθοδος η οποία έχει επιλεχτεί είναι η Levenberg –Marquardt.



Εικόνα 35. Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου

Έπειτα από την ολοκλήρωση της διαδικασίας, έγινε έλεγχος της απόκρισης του δικτύου τόσο για τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως training data και validation data όσο και για τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως testing data. Η κατηγοριοποίηση των δεδομένων στις τρεις αυτές κατηγορίες έγινε τυχαία και χρησιμοποιήθηκε το 60% των αρχικών δεδομένων ως training data, το 20% των δεδομένων ως validation data και το εναπομείναν 20% ως testing data.

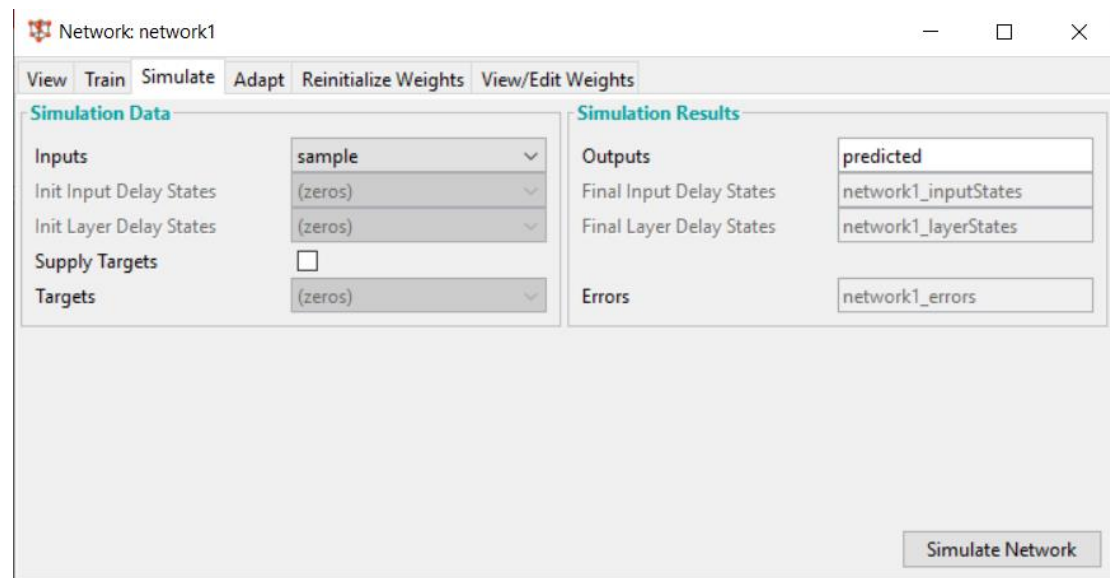


Εικόνα 36. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης

Η παραπάνω εικόνα (εικόνα 36) δίνει μια αρχική εντύπωση για την απόδοση του νευρωνικού δικτύου. Σε γενικές γραμμές από τα διαγράμματα φαίνεται ότι το νευρωνικό δίκτυο ανταποκρίνεται ικανοποιητικά, καθώς στην διαδικασία του ελέγχου (test) οι περισσότερες προβλέψεις προσεγγίζουν αρκετά την πραγματική τιμή. Η απόκλιση που παρουσιάζεται στο στάδιο του ελέγχου είναι αναμενόμενη καθώς τα δεδομένα που δόθηκαν στο νευρωνικό δίκτυο ως αρχείο εκπαίδευσης (4 χρόνια) είναι ένα αρκετά μικρό αρχείο για να καταφέρει το νευρωνικό δίκτυο να ορίσει ξεκάθαρα μοτίβα για τα μετεωρολογικά στοιχεία. Επιπροσθέτως εκτός των περιορισμένων δεδομένων παρατηρούνται σημαντικές μεταβολές στα μετεωρολογικά στοιχεία από χρόνο σε χρόνο λόγω της κλιματικής αλλαγής που λαμβάνει χώρα τα τελευταία έτη, με αποτέλεσμα αυτές οι μεταβολές να είναι δύσκολο να εντοπιστούν.

3.3.4 Πρόβλεψη τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Η πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου ακολουθεί της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

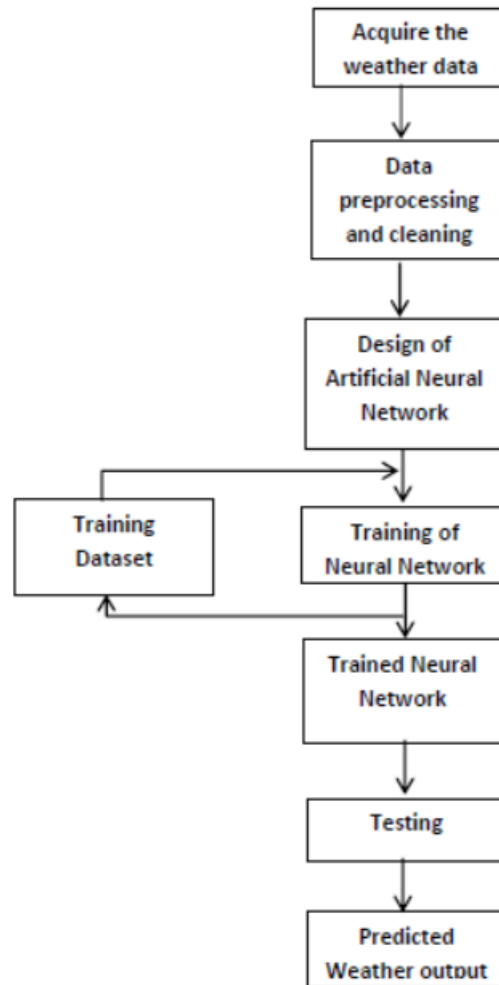


Εικόνα 37. Τοποθέτηση εισόδων αναγκάων για την τελική πρόβλεψη

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα (εικόνα 37), το νευρωνικό δίκτυο λαμβάνει ως είσοδο το αρχείο sample, το οποίο διαθέτει τα δεδομένα για τις πέντε μεταβλητές εισόδου για το 2020. Στον φάκελο predicted θα εμφανιστούν τα δεδομένα εξόδου δηλαδή οι προβλέψεις για την ηλιακή ακτινοβολία για το έτος 2020. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από το νευρωνικό δίκτυο- μετά το πέρας των παραπάνω βημάτων και την ολοκλήρωση του τελικού βήματος- θα παρουσιασθούν στο κεφάλαιο 4 και θα πραγματοποιηθεί η σύγκρισή τους με τις αληθινές μετρήσεις, έτσι ώστε να υπάρξει μια πιο αντικειμενική αξιολόγηση του νευρωνικού δικτύου.

3.3 Feed - Forward, backpropagation τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Το νευρωνικό δίκτυο το οποίο χρησιμοποιήθηκε στην τρέχουσα εργασία είναι ένα feed-forward μοντέλο, το οποίο ακολουθεί backpropagation αρχές λειτουργίας. Το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ιδανικό για προβλέψεις μετεωρολογικών συνθηκών.



Εικόνα 38. Λειτουργία νευρωνικού δικτύου που ακολουθεί *backpropagation* αρχές λειτουργίας (Narvekar and Fargose, 2015)

Το μοντέλο αυτό είναι ευρέως γνωστό και χρησιμοποιείται για μια πληθώρα εφαρμογών. Ένα *feed-forward* νευρωνικό δίκτυο, που ακολουθεί *back-propagation* αρχές λειτουργίας είναι στην ουσία ένα δίκτυο απλών στοιχείων επεξεργασίας (κόμβοι) που λειτουργούν μαζί με στόχο την παραγωγή μίας σύνθετης εξόδου (πρόβλεψης). Αυτοί οι κόμβοι είναι κατανεμημένοι στα τρία επίπεδα του νευρωνικού δικτύου (επίπεδο εισόδου, κρυφό επίπεδο και επίπεδο εξόδου). Η διαδικασία *forward pass* είναι η διαδικασία με βάση την οποία προκύπτει το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Η συνολική διαδρομή που ακολουθείται για το υπολογισμό του τελικού αποτελέσματος είναι η εξής: Αρχικά, το επίπεδο εισόδου διαδίδει συγκεκριμένα στοιχεία εισόδου στο κρυφό επίπεδο. Στην συνέχεια οι κόμβοι του κρυφού επιπέδου υπολογίζουν τις τιμές εξόδου του εν λόγω επιπέδου, οι οποίες στην συνέχεια μεταφέρονται ως τιμές εισόδου στους κόμβους του

επιπέδου εξόδου. Τέλος, οι κόμβοι αυτοί με την σειρά τους , υπολογίζουν την έξοδο του δικτύου, για το εκάστοτε διάνυσμα εισόδου.

Πιο συγκεκριμένα, η διαδικασία forward pass παράγει ένα διάνυσμα εξόδου για κάθε δοσμένο διάνυσμα εισόδου με βάση τις τρέχουσες τιμές που έχουν λάβει τα βάρη του δικτύου. Επειδή τα βάρη του δικτύου έχουν αρχικοποιηθεί με τυχαίες τιμές, είναι αδύνατο να προκύψουν ευσταθή αποτελέσματα πριν την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Με στόχο να μειωθεί το σφάλμα τα βάρη προσαρμόζονται, κατά το στάδιο της εκπαίδευσης, μεταδίδοντας το σφάλμα εξόδου προς τα πίσω μέσω του δικτύου. Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή ως backward pass.

Αναλυτικότερα, η διαδικασία αυτή λειτουργεί υπολογίζοντας αρχικά το σφάλμα για κάθε κόμβο στο επίπεδο εξόδου. Αυτή η τιμή μπορεί να υπολογιστεί καθώς η έξοδος που αναμένεται να δώσει ο κάθε κόμβος, στο στάδιο της εκπαίδευσης, είναι γνωστή. Έπειτα πραγματοποιείται ο υπολογισμός του σφάλματος για τους κόμβους του κρυφού επιπέδου. Αυτό πραγματοποιείται αποδίδοντας ένα ποσοστό του σφάλματος των κόμβων εξόδου στον αντίστοιχο κόμβο του κρυφού επιπέδου που τον τροφοδοτεί. Το ποσοστό του σφάλματος που αποδίδεται από τους κόμβους εξόδου στους κόμβους του κρυφού επιπέδου εξαρτάται από το ήδη υπάρχον βάρος που έχει δοθεί στη ένωση μεταξύ των δύο κόμβων από την πρώτη ανάγνωση των δεδομένων εισόδου. Στην συνέχεια, γίνεται προσαρμογή των βαρών με στόχο να βελτιωθεί η απόδοση του δικτύου με χρήση του κανόνα Δέλτα. Τέλος γίνεται ο υπολογισμός του συνολικού σφάλματος με στόχο τον έλεγχο της απόδοσης του δικτύου.


Σύμφωνα με τα παραπάνω γίνεται αντιληπτό ότι το training set παρουσιάζεται επανειλημμένα στο δίκτυο και οι τιμές που λαμβάνουν τα βάρη προσαρμόζονται μέχρι το συνολικό σφάλμα να επέλθει εντός του προκαθορισμένου φάσματος ανοχής. Παρότι ο κανόνας δέλτα συμβάλει στην βελτίωση της απόδοσης του δικτύου, τα τοπικά ελάχιστα που προκύπτουν από την εφαρμογή του, είναι πιθανό ως ένα βαθμό να εμποδίσουν την διαδικασία εκπαίδευσης. Το εμπόδιο αυτό, αντιμετωπίζεται έως ένα δυνατό σημείο από το παράγοντα ορμή. Ο παράγοντας της ορμής λειτουργεί αντίστοιχα με την ορμή. Στην ουσία προσδίδει μια επιτάχυνση στην εκπαίδευση του δικτύου παρεμβάλλοντας έτσι την υπάρχουσα αντίσταση ως ένα βαθμό.

Κεφάλαιο 4: Πρόβλεψη ηλιακής ακτινοβολίας και σύγκριση με πραγματικές μετρήσεις

Στο παρόν κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί η παρουσίαση των προβλέψεων του τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθώς και η σύγκριση τους με τις πραγματικές τιμές για την περιοχή του Τυμπακίου. Οι προβλέψεις της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας που προέκυψαν αφορούν προγενέστερο έτος. Πιο συγκεκριμένα, αφορούν το έτος 2020. Το νευρωνικό δίκτυο εκτέλεσε πέντε προβλέψεις συνολικά. Αρχικά πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη για τη μέση ημερήσια ακτινοβολία για ολόκληρο το έτος, ενώ στην συνέχεια ακολούθησαν τέσσερις προβλέψεις, μία για κάθε εποχή. Οι πρόσθετες προβλέψεις (ανά εποχή) έλαβαν χώρα για να γίνει περαιτέρω έλεγχος της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου και το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την πραγματοποίηση των προβλέψεων ήταν ακριβώς το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιήθηκε και για ολόκληρο το έτος (η μόνη διαφορά ήταν ότι η παράμετρος *epoch* στο στάδιο της εκπαίδευσης έλαβε τον αριθμό 500 λόγω μικρότερου αρχείου εισόδου). Σκοπός ήταν να διαπιστωθεί αν το νευρωνικό δίκτυο ανταποκρίνεται καλύτερα όταν οι τιμές που λαμβάνει σαν εισόδο αλλά και οι προβλέψεις που καλείται να εκτελέσει, δεν εμφανίζουν ακραίες αποκλίσεις μεταξύ τους. Στα παρακάτω υποκεφάλαια, θα παρουσιαστούν αρχικά οι προβλέψεις ανά εποχή και τέλος θα παρουσιασθούν οι προβλέψεις για ολόκληρο το έτος. Για κάθε εποχή χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εισόδου τα δεδομένα των αντίστοιχων μηνών κάθε εποχής, των ετών 2016, 2017, 2018 και 2019 ενώ για τις προβλέψεις ολόκληρου του έτους χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εισόδου τα δεδομένα όλων των μηνών των αντίστοιχων ετών. Τα δεδομένα εισόδου διανεμήθηκαν σε τρεις κατηγορίες. Η πρώτη κατηγορία είναι η κατηγορία των *training data* στην οποία καταχωρήθηκαν το 60% των δεδομένων εισόδου. Η δεύτερη κατηγορία είναι η κατηγορία *validation data* για την οποία χρησιμοποιήθηκαν το 20% των αρχικών δεδομένων. Τέλος, το εναπομείναν 20% χρησιμοποιήθηκε ως *testing data* για την αξιολόγηση του μοντέλου στο στάδιο της εκπαίδευσης. Τα διαθέσιμα δεδομένα από το 2020 χρησιμοποιήθηκαν ως εισόδοι στο στάδιο της πρόβλεψης, πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε το αρχείο των πέντε εκ των έξι παραμέτρων ως εισόδοι. Οι εισόδοι αυτοί ήταν άγνωστοι για το μοντέλο και με βάση αυτές τις εισόδους που επεξεργάστηκε για πρώτη φορά, εκτέλεσε τις επιθυμητές προβλέψεις για την έκτη παράμετρο, την ηλιακή ακτινοβολία.

4.1 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του χειμώνα

Στο υποκεφάλαιο 4.1 θα παρουσιαστεί η πρόβλεψη της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του χειμώνα. Για την συγκεκριμένη πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι (**input**) δεδομένα 360 ημερών, για τις παραμέτρους γωνία εκτροπής (°) (yaw angle), ταχύτητα ανέμου (m/s) (wind speed), σχετική υγρασία (% RH) (relative humidity), θερμοκρασία (°C) (temperature) και βαρομετρική πίεση (hPa) (barometric pressure) (input). Χρησιμοποιήθηκαν επίσης τα δεδομένα των αντίστοιχων αυτών ημερών για την παράμετρο της ηλιακής ακτινοβολίας (W/m^2) (**target**) και τέλος χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα των 90 ημερών του χειμώνα του έτους του 2020 ως δείγμα για την επίτευξη της τελικής πρόβλεψης (**sample**). Από το αρχείο των δεδομένων εισόδου της περιόδου αυτής αφαιρέθηκε η 29^η Φεβρουαρίου, ώστε από όλα τα έτη να χρησιμοποιείτε ο ίδιος αριθμός ημερών.

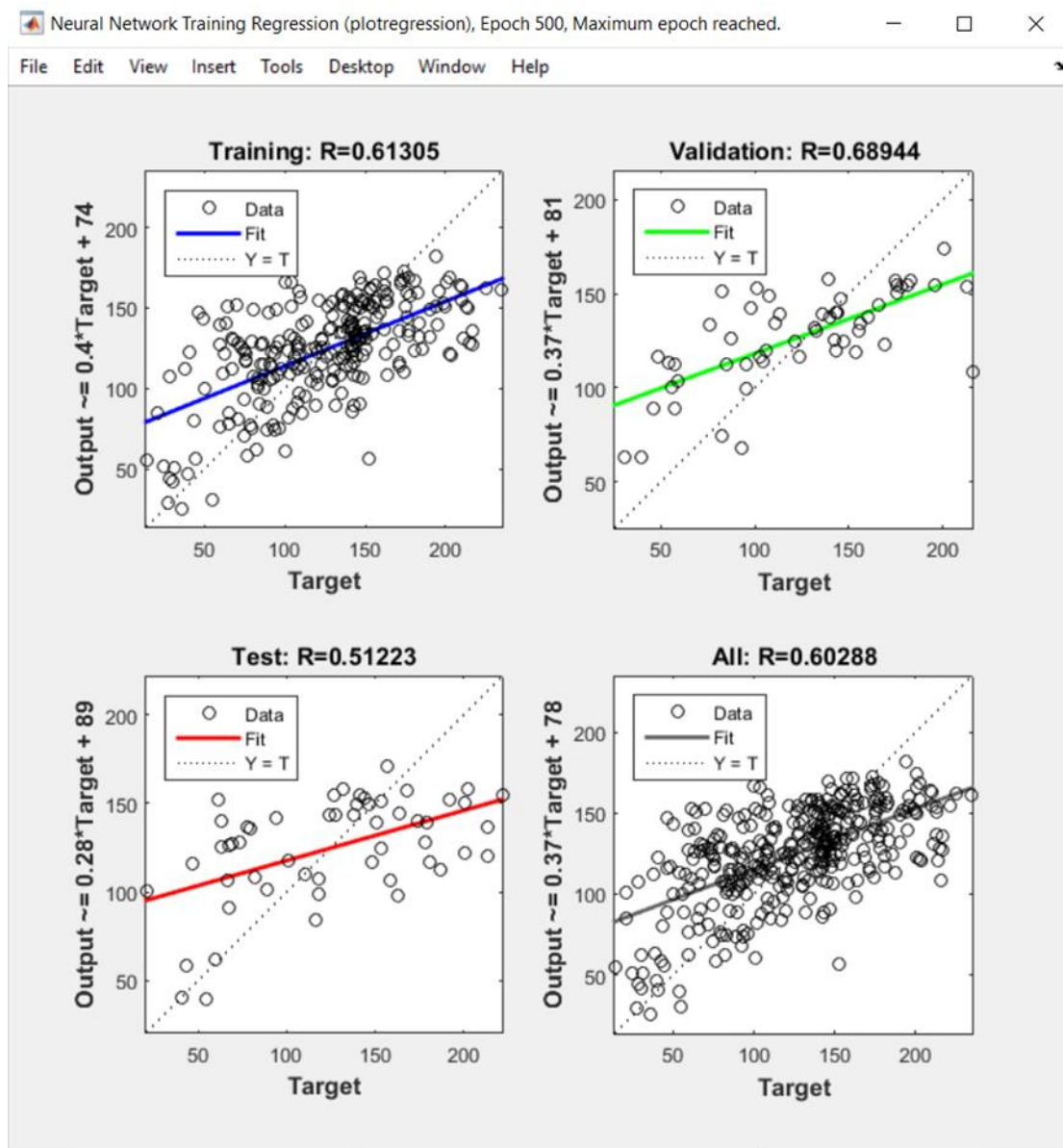


Name	Value
input	5x360 double
sample	5x90 double
target	1x360 double

Εικόνα 39. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του χειμώνα του 2020

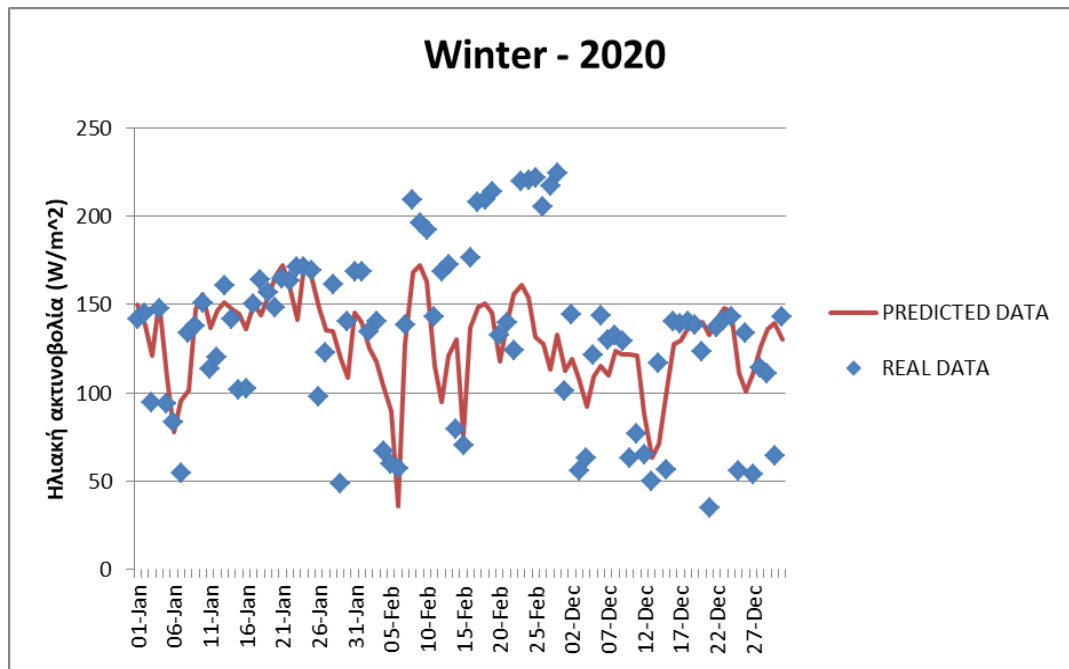
Το μοντέλο αυτό εκπαιδεύτηκε με τα παραπάνω δεδομένα και η απόδοση του στο στάδιο της εκπαίδευσης παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ότι το μοντέλο επιτυγχάνει κάποιες εξαιρετικές προβλέψεις καθώς πολλές από αυτές βρίσκονται πάνω ή ακουμπάνε την κόκκινη γραμμή. Υπάρχουν όμως και πολλές προβλέψεις που αποκλίνουν αρκετά από τις πραγματικές μετρήσεις. Οι προβλέψεις αυτές δεν θα πρέπει να μας απογοητεύουν ή να μας γεννούν αμφιβολίες για την ευστάθεια της λειτουργίας του μοντέλου καθώς θα πρέπει να αναλογιστούμε ότι τα δεδομένα που δόθηκαν ως είσοδοι εκπαίδευσης στο νευρωνικό δίκτυο είναι λίγα. Οφείλουμε επίσης να αναλογιστούμε, ότι οι αλλαγές στις μετεωρολογικές συνθήκες τα τελευταία έτη αλλάζουν ραγδαία και σημειώνονται τεράστιες αποκλίσεις στα μετεωρολογικά στοιχεία από μέρα σε μέρα ακόμα και όταν αναφερόμαστε σε μέρες που ανήκουν στην ίδια εποχή.



Εικόνα 40. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο του χειμώνα του 2020

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης το μοντέλο εκτέλεσε την επιθυμητή πρόβλεψη, τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάζονται γραφικά στο παρακάτω διάγραμμα.



Διάγραμμα 1. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο του χειμώνα του 2020

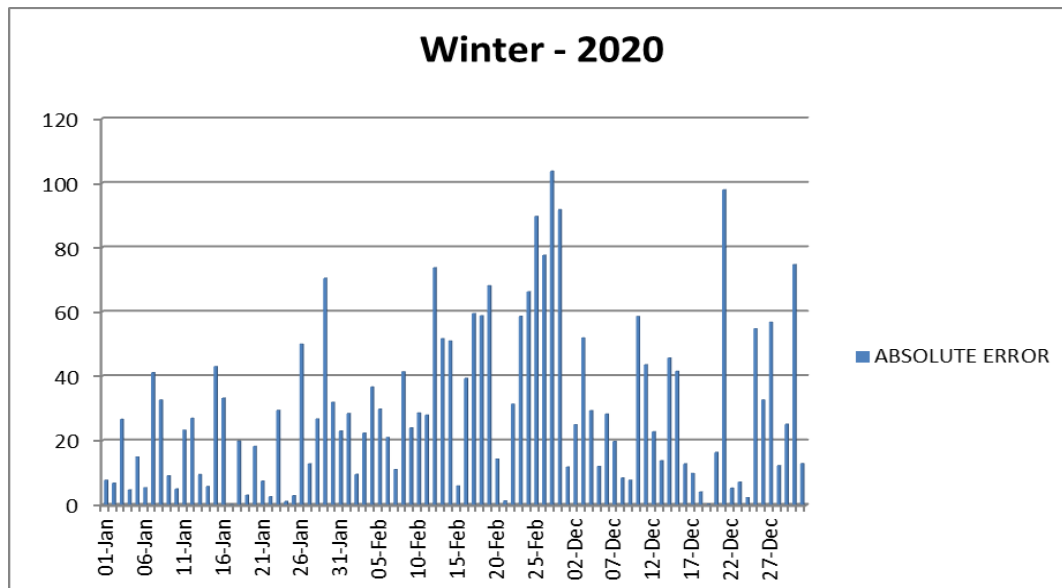
Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η σχέση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο τιμών της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας. Με την συνεχή κόκκινη γραμμή διαφαίνονται οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου ενώ με τους μπλε ρόμβους αποτυπώνονται οι πραγματικές τιμές της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας.

Πολλές από τις προβλέψεις ταυτίζονται σε μεγάλο βαθμό με τις πραγματικές, άλλες τις προσεγγίζουν σε ικανοποιητικό βαθμό ενώ άλλες αποκλίνουν αισθητά. Όπως φαίνεται και από το παραπάνω διάγραμμα, υπάρχει μια τάση απόκλισης στις ακραίες τιμές που καταγράφηκαν την εν λόγω εποχή. Η συγκεκριμένη απόκλιση είναι αποδεκτή, καθώς τόσο μεγάλες ή μικρές μετρήσεις δεν αποτελούν κανόνα στην διάρκεια της εποχής.

4.1.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο του χειμώνα

Για την ορθή όμως αξιολόγηση του δικτύου ήταν απαραίτητη και η χρήση στατιστικής ανάλυσης. Για τον σκοπό αυτόν, υπολογίστηκαν το απόλυτο σφάλμα (absolute error) και το σχετικό σφάλμα (relative error) μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

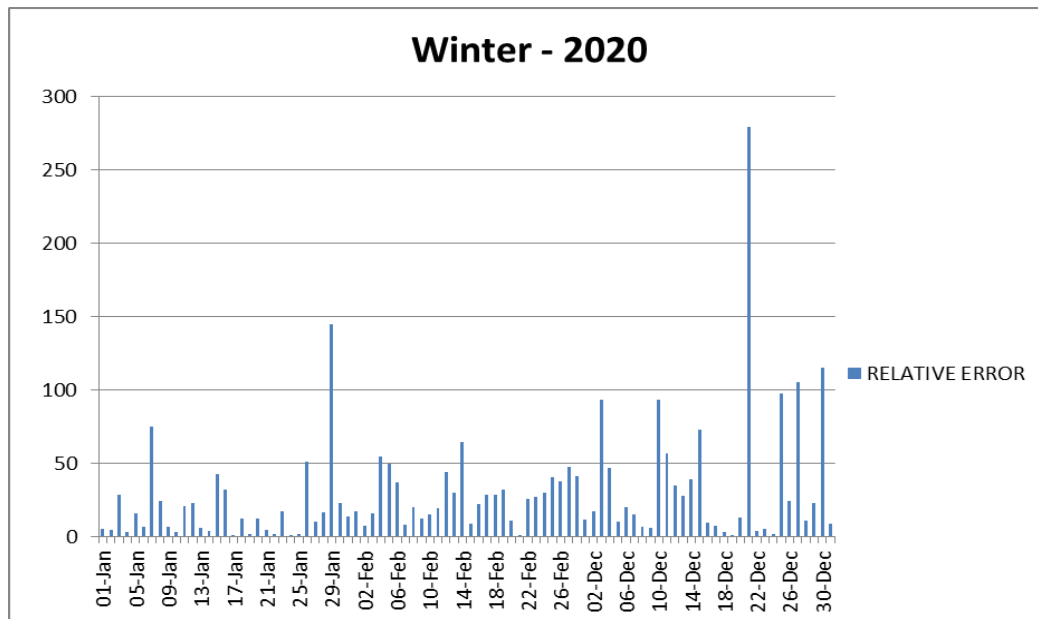
Το απόλυτο σφάλμα αντικατοπτρίζει την διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της προβλεπόμενης τιμής. Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται το απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα.



Διάγραμμα 2. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του χειμώνα του 2020

Όπως διαπιστώνεται και παραπάνω, κάποιες τιμές εμφανίζουν ένα ελάχιστο σφάλμα ενώ άλλες εμφανίζουν μεγάλα σφάλματα. Η μέση τιμή του absolute error είναι $29,6 \text{ W/m}^2$. Δεν είναι ένα μικρό σφάλμα όμως δεν είναι και μεγάλο αν αναλογιστούμε τις τιμές που λαμβάνει η ηλιακή ακτινοβολία. Παρόλα αυτά, το σφάλμα αυτό μπορεί να μειωθεί με την καταχώρηση στο μοντέλο περισσότερων δεδομένων εισόδου για την βαθμίδα της εκπαίδευσης του.

Το σχετικό σφάλμα, όταν χρησιμοποιείται ως μέτρο ακρίβειας, είναι ο λόγος του απόλυτου σφάλματος διαιρεμένος με την πραγματική τιμή και πολλαπλασιασμένος με το εκατό, καθώς δεν διαθέτει μονάδες και παρουσιάζεται ως ποσοστό. Παρακάτω παρουσιάζεται το σχετικό σφάλμα ανά ημέρα. Όπως φαίνεται και στο παρακάτω διάγραμμα οι περισσότερες ημέρες παρουσιάζουν ένα χαμηλό ποσοστό σχετικού σφάλματος. Κάποιες όμως ημέρες σημειώνουν τεράστιο ποσοστό σχετικού σφάλματος και αυτό γιατί το νευρωνικό δίκτυο προέβλεψε μια αρκετά μικρή τιμή, ενώ στην πραγματικότητα ήταν αρκετά μεγάλη. Η πρόβλεψη όμως δεν ήταν άστοχη, μιας και το χειμώνα η ηλιοφάνεια είναι περιορισμένη και τα προηγούμενα χρόνια οι τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας τις μέρες αυτές ήταν αισθητά μικρότερη. Λόγω αυτών των αστοχιών του μοντέλου, το μέσο σχετικό σφάλμα για το σύνολο των προβλέψεων άγγιξε το 29.3%. Δεν αποτελεί σαφώς τον ιδανικό στόχο, τα όρια μέσα στα οποία θα μπορούσε να κριθεί ως ιδανικός στόχος είναι το $15 \pm 5\%$.



Διάγραμμα 3. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του χειμώνα του 2020

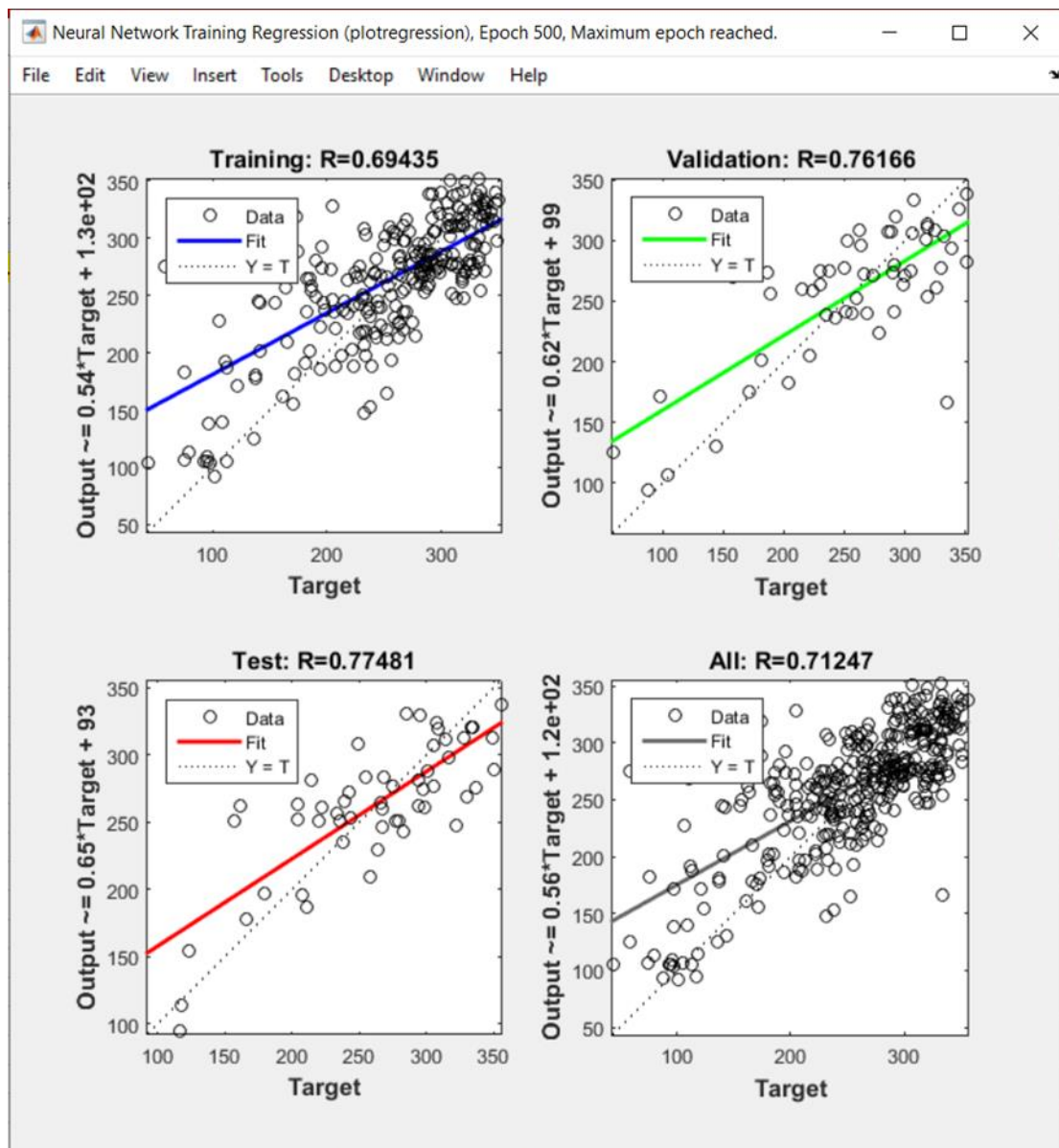
4.2 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο της άνοιξης

Στο παρόν υποκεφάλαιο θα παρουσιαστεί η πρόβλεψη της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο της άνοιξης. Για την συγκεκριμένη πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι δεδομένα 368 ημερών για τις αντίστοιχες πέντε παραμέτρους που αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο 4.1 (input). Χρησιμοποιήθηκαν επίσης τα δεδομένα των αντίστοιχων αυτών ημερών για την παράμετρο της ηλιακής ακτινοβολίας (target). Τέλος, χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα των 92 ημερών της άνοιξης του έτους του 2020 ως δείγμα για την επίτευξη της τελικής πρόβλεψης (sample).

Workspace	
Name	Value
input	5x368 dou...
sample	5x92 double
target	1x368 dou...

Εικόνα 41. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο της άνοιξης του 2020

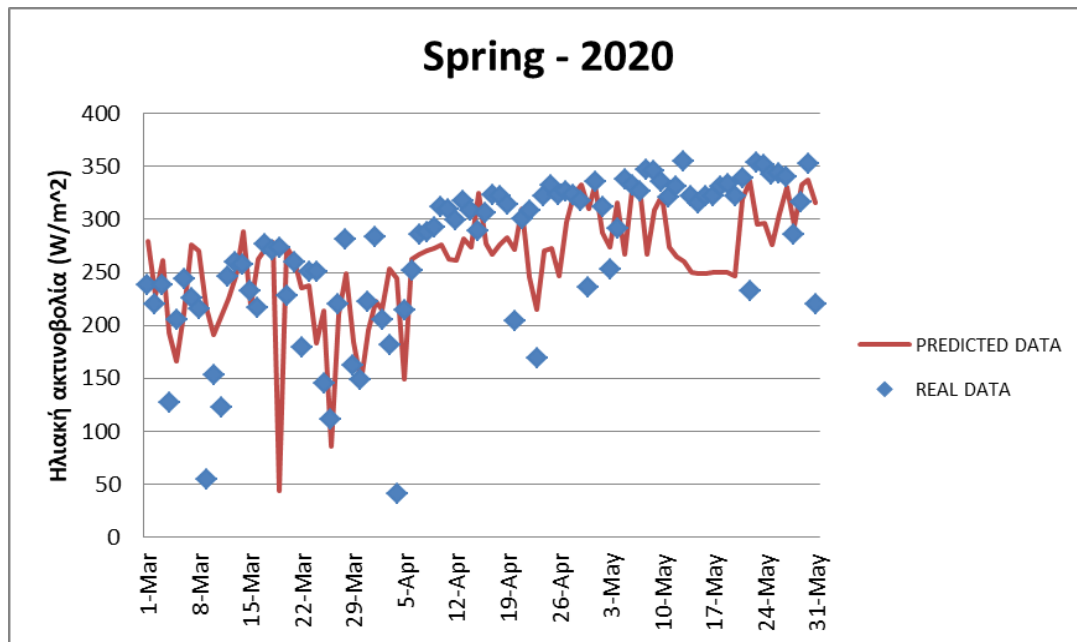
Το μοντέλο αυτό εκπαιδεύτηκε με τα παραπάνω δεδομένα και η απόδοση του στο στάδιο της εκπαίδευσης παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 42. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο της άνοιξης του 2020

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το νευρωνικό δίκτυο να έχει μια ικανοποιητική απόδοση στο στάδιο της εκπαίδευσης. Όμως, όπως και στην περίπτωση της περιόδου του χειμώνα, το μοντέλο έχει κάποιες αποκλίσεις. Οι αποκλίσεις αυτές εντοπίζονται στις ακραίες τιμές, δηλαδή στις τιμές που αποκλίνουν από τις συνήθεις τιμές της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας την περίοδο της άνοιξης.

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης το μοντέλο εκτέλεσε την επιθυμητή πρόβλεψη, τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάζονται γραφικά στο παρακάτω διάγραμμα.



Διάγραμμα 4. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο της άνοιξης του 2020

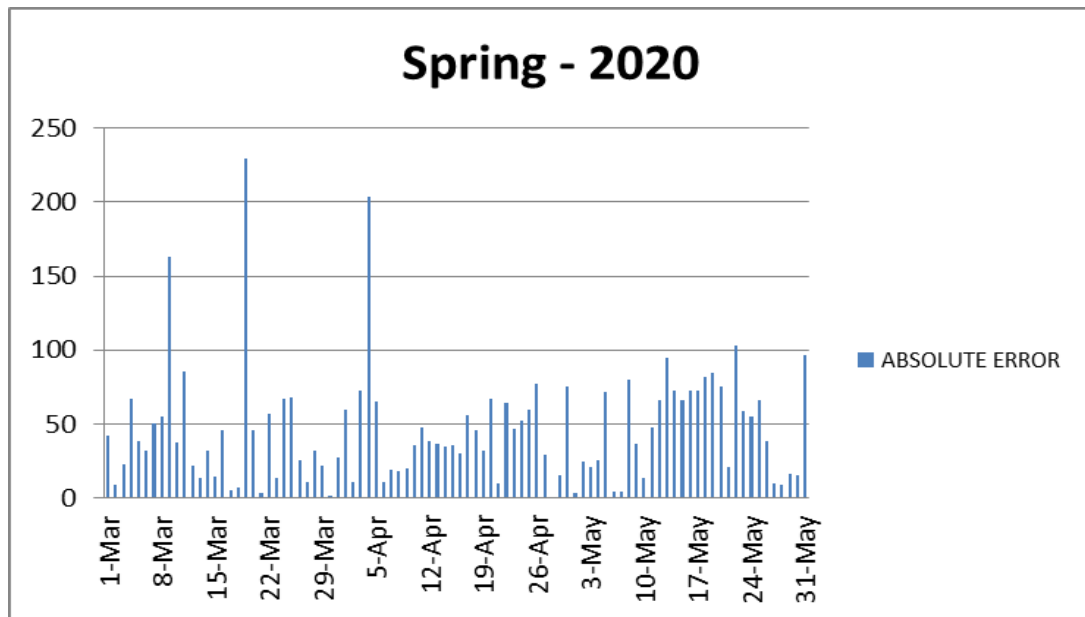
Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η σχέση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο τιμών της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας. Με την συνεχή κόκκινη γραμμή διαφαίνονται οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου ενώ με τους μπλε ρόμβους αποτυπώνονται οι πραγματικές τιμές της μέσης ηλιακής ακτινοβολίας.

Στο διάγραμμα αυτό είναι εμφανές ότι οι περισσότερες προβλέψεις δεν ταυτίζονται απόλυτα με τις πραγματικές τιμές. Παρατηρείται όμως πως οι περισσότερες προβλέψεις προσεγγίζουν αρκετά την πραγματική τιμή. Παρατηρούνται επίσης και κάποιες αποκλίνουσες προβλέψεις οι οποίες και πάλι συναντιούνται στις μέγιστες και στις ελάχιστες μετρήσεις της εποχής. Όπως παρατηρείται στο παραπάνω διάγραμμα, οι προβλέψεις θα είναι πολύ καλύτερες εάν αφαιρεθούν τα δεδομένα τύπου scatter που εμφανίζονται στις χαμηλές τιμές ακτινοβολίας.

4.2.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο της άνοιξης

Για την σωστή αξιολόγηση της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου θα χρησιμοποιηθούν και πάλι το απόλυτο σφάλμα (absolute error) και το σχετικό σφάλμα (relative error) μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

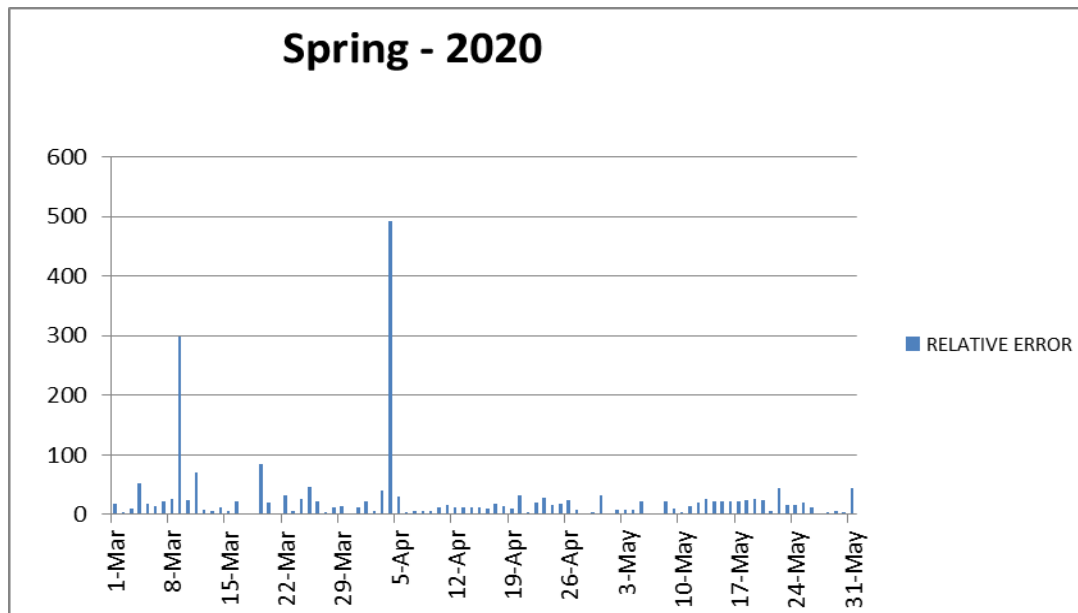
Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα του απόλυτου σφάλματος ανά ημέρα για την περίοδο της άνοιξης.



Διάγραμμα 5. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο της άνοιξης του 2020

Στο εν λόγω διάγραμμα παρατηρούμε ότι οι περισσότερες μέρες έχουν κοινό μέτρο σφάλματος πέρα ελάχιστον εξαιρέσεων. Το μέσο απόλυτο σφάλμα την περίοδο της άνοιξης είναι $45,7 \text{ W/m}^2$. Ένα σφάλμα το οποίο μοιάζει αρκετά μεγάλο, όμως θα πρέπει να αναλογιστούμε τις τιμές που λαμβάνει η μέση ημερήσια ηλιακή ακτινοβολία καθώς και την αστάθεια των μετεωρολογικών συνθηκών την περίοδο της άνοιξης. Στην περίοδο της άνοιξης οι τιμές κυμαίνονται μεταξύ $41,3 \text{ W/m}^2$ (μόνο δύο μετρήσεις είναι μικρότερες του 100) και $354,8 \text{ W/m}^2$ (οι περισσότερες μετρήσεις ξεπερνούν το 300). Άρα ναι μεν το σφάλμα δεν είναι μικρό αλλά δεν μπορεί να χαρακτηριστεί και ακραίο.

Μια πιο ξεκάθαρη ματιά στην ευστάθεια των αποτελεσμάτων θα δοθεί από το σχετικό σφάλμα. Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα σχετικού σφάλματος της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας ανά ημέρα για την περίοδο της άνοιξης.



Διάγραμμα 6. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο της άνοιξης του 2020

Όπως είναι εμφανές από το παραπάνω διάγραμμα το σχετικό σφάλμα είναι αρκετά μικρό για το σύνολο των ημερών. Εμφανίζονται όμως δύο εξαιρέσεις οι οποίες εμφανίζουν ακραία απόκλιση και αυτές οι μέρες αφορούν τις δύο μικρότερες μετρήσεις που εντοπίστηκαν στις πραγματικές μετρήσεις και αποτελούν εξαιρέσεις για την περίοδο της άνοιξης. Παρόλα αυτά οι αποκλίσεις αυτές επηρέασαν σε μεγάλο βαθμό το μέσο σχετικό σφάλμα το οποίο υπολογίστηκε στην τιμή 25%. Ένα λογικό ποσοστό σφάλματος αν αναλογιστούμε ότι γίνεται πρόβλεψη σε έναν τόσο αβέβαιο και δύσκολα προβλέψιμο παράγοντα.

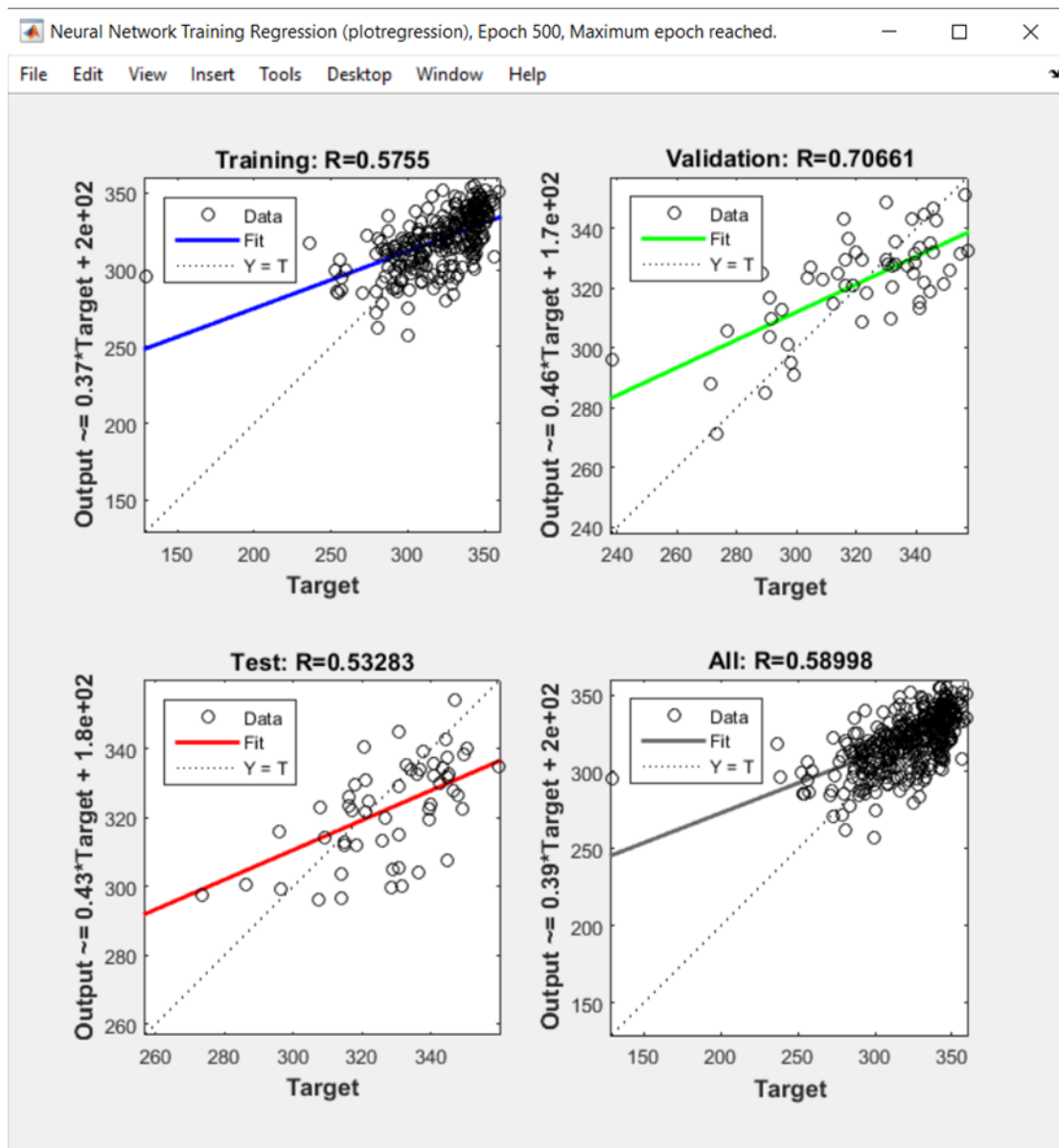
4.3 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του καλοκαιριού

Στο παρόν υποκεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί η παρουσίαση των προβλέψεων του νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του καλοκαιριού. Για την συγκεκριμένη πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι δεδομένα 368 ημερών για τις αντίστοιχες πέντε παραμέτρους που αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο 4.1 (input). Χρησιμοποιήθηκαν επίσης τα δεδομένα των αντίστοιχων αυτών ημερών για την παράμετρο της ηλιακής ακτινοβολίας (target) και τέλος χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα των 92 ημερών του καλοκαιριού του έτους του 2020 ως δείγμα για την επίτευξη της τελικής πρόβλεψης (sample).

Workspace	
Name	Value
input	5x368 dou...
sample	5x92 double
target	1x368 dou...

Εικόνα 43. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του καλοκαιριού του 2020

Το μοντέλο αυτό εκπαιδεύτηκε με τα παραπάνω δεδομένα και η απόδοση του στο στάδιο της εκπαίδευσης παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα.

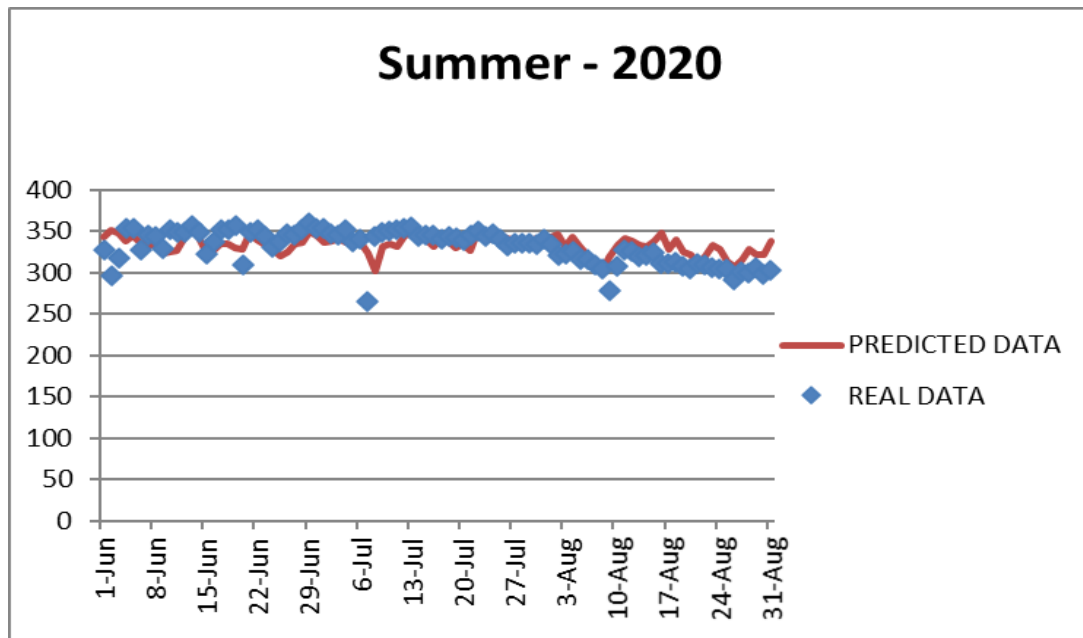


Εικόνα 44. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο του καλοκαιριού του 2020

Όπως είναι εμφανές από το παραπάνω διάγραμμα το μοντέλο στο στάδιο της εκπαίδευσης ανταποκρίνεται εξαιρετικά στις προβλέψεις, πολύ καλύτερα από τις δύο προηγούμενες

εποχές. Ο λόγος για τον οποίο η απόδοση είναι καλύτερη είναι ότι στην εποχή του καλοκαιριού δεν εμφανίζονται ακραίες αποκλίσεις.

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης το μοντέλο εκτέλεσε την επιθυμητή πρόβλεψη, τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάζονται γραφικά στο παρακάτω διάγραμμα.



Διάγραμμα 7. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο του καλοκαιριού του 2020

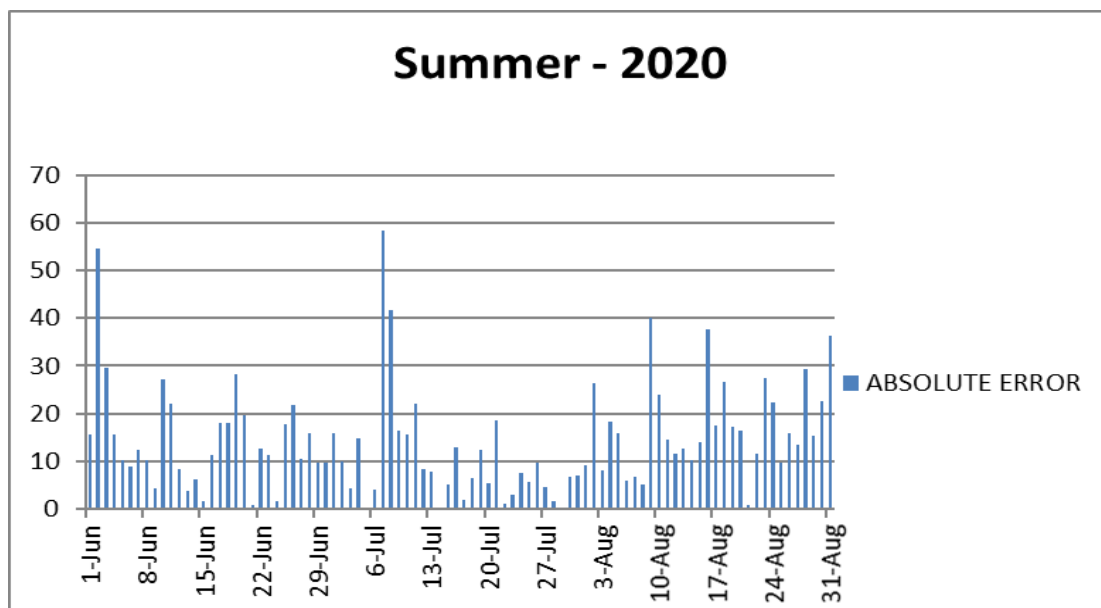
Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η σχέση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο τιμών της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας. Με την συνεχή κόκκινη γραμμή διαφαίνονται οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου ενώ με τους μπλε ρόμβους αποτυπώνονται οι πραγματικές τιμές της μέσης ηλιακής ακτινοβολίας.

Στο διάγραμμα αυτό επαληθεύεται η αρχική εντύπωση που μας έδωσε το μοντέλο στο στάδιο της εκπαίδευσης, ότι δηλαδή το μοντέλο έχει εξαιρετική απόδοση. Πιο συγκεκριμένα, οι προβλεπόμενες τιμές ταυτίζονται κατά μεγάλο ποσοστό με τις πραγματικές τιμές ενώ οι υπόλοιπες προβλέψεις προσεγγίζουν ικανοποιητικά τα πραγματικά δεδομένα. Τέλος, ακραίες αποκλίσεις στις προβλέψεις δεν εντοπίζονται στην συγκεκριμένη εποχή.

4.3.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο του καλοκαιριού

Για να επιβεβαιώσουμε την απόδοση του νευρωνικού δικτύου θα παρουσιασθούν παρακάτω τόσο το απόλυτο σφάλμα (absolute error) όσο και το σχετικό σφάλμα (relative error) μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

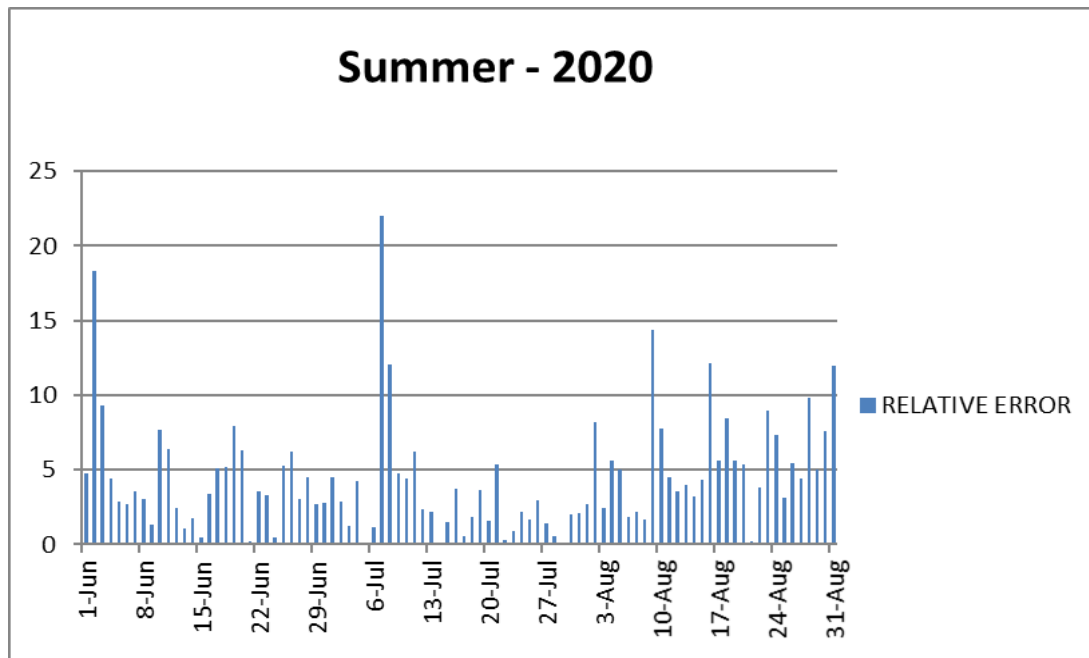
Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα του απόλυτου σφάλματος ανά ημέρα για την περίοδο της καλοκαιριού.



Διάγραμμα 8. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του καλοκαιριού του 2020

Όπως είναι εμφανές από το παραπάνω διάγραμμα, όλες οι ημέρες έχουν ένα αρκετά μικρό απόλυτο σφάλμα. Το μέσο απόλυτο σφάλμα που προκύπτει είναι $14,2 \text{ W/m}^2$. Πολύ μικρό σφάλμα αν αναλογιστούμε ότι σχεδόν όλες οι τιμές είναι πάνω του 300 W/m^2 .

Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα σχετικού σφάλματος της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας ανά ημέρα για την περίοδο της καλοκαιριού έτσι ώστε να αποκτηθεί μια καλύτερη εικόνα για την λειτουργία του μοντέλου.



Διάγραμμα 9. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του καλοκαιριού του 2020

Στο παραπάνω διάγραμμα επιβεβαιώνεται για μια ακόμα φορά η καλή απόδοση του μοντέλου για την εποχή του καλοκαιριού, μιας και οι τιμές του σχετικού σφάλματος είναι αρκετά μικρές για το σύνολο των ημερών. Το μέσο ημερήσιο σχετικό σφάλμα για την περίοδο αυτή είναι 4,4%.

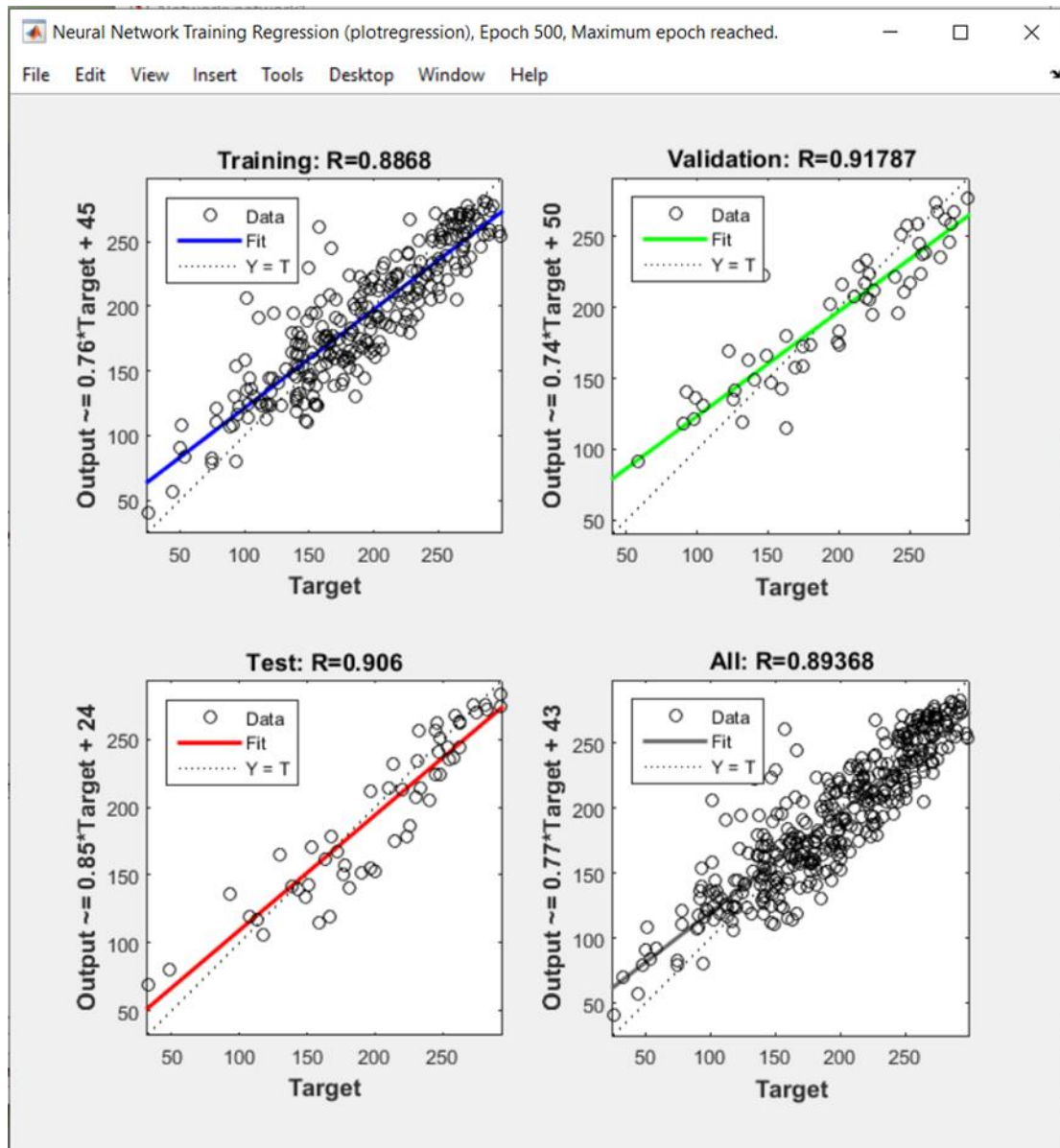
4.4 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του φθινοπώρου

Στο παρόν υποκεφάλαιο θα παρουσιαστεί η πρόβλεψη της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για την περίοδο του φθινοπώρου. Για την συγκεκριμένη πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδο δεδομένα 364 ημερών για τις αντίστοιχες πέντε παραμέτρους που αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο 4.1 (input). Χρησιμοποιήθηκαν επίσης τα δεδομένα των αντίστοιχων αυτών ημερών για την παράμετρο της ηλιακής ακτινοβολίας (target) και τέλος χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα των 91 ημερών του φθινοπώρου του έτους του 2020 ως δείγμα για την επίτευξη της τελικής πρόβλεψης (sample).

Workspace	
Name	Value
input	5x364 double
sample	5x91 double
target	1x364 double

Εικόνα 45. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για την περίοδο του φθινοπώρου του 2020

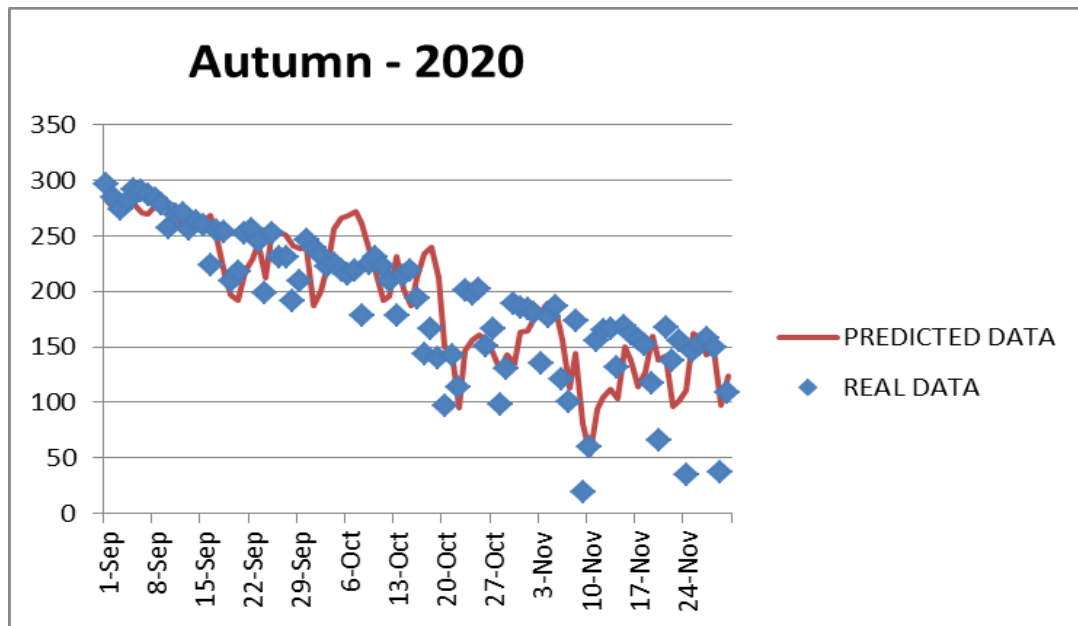
Το μοντέλο αυτό εκπαιδεύτηκε με τα παραπάνω δεδομένα και η απόδοση του στο στάδιο της εκπαίδευσης παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 46. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για την περίοδο του φθινοπώρου του 2020

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το μοντέλο να επιτυγχάνει ευσταθείς προβλέψεις στο στάδιο της εκπαίδευσης. Οι περισσότερες προβλέψεις ταυτίζονται ή προσεγγίζουν αρκετά τις πραγματικές τιμές. Ακραίες αποκλίσεις δεν εντοπίζονται.

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης το μοντέλο εκτέλεσε την επιθυμητή πρόβλεψη, τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάζονται γραφικά στο παρακάτω διάγραμμα.



Διάγραμμα 10. Απεικόνιση πραγματικών (real) και προβλεπόμενων (predicted) τιμών την περίοδο του φθινοπώρου του 2020

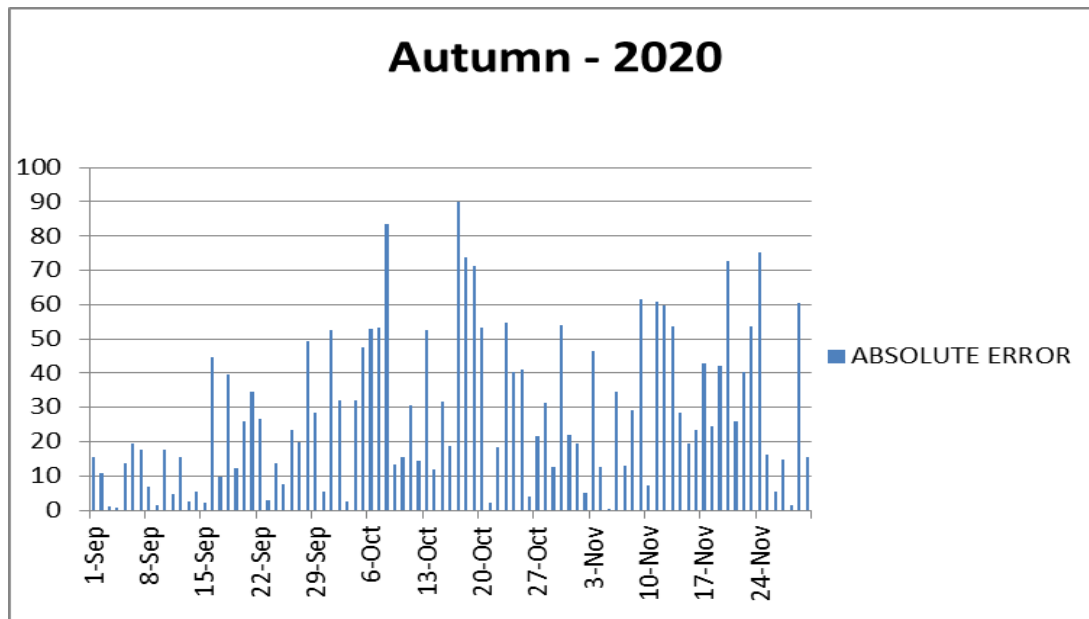
Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η σχέση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο τιμών της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας. Με την συνεχή κόκκινη γραμμή διαφαίνονται οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου ενώ με τους μπλε ρόμβους αποτυπώνονται οι πραγματικές τιμές της μέσης ηλιακής ακτινοβολίας.

Από το διάγραμμα αυτό μπορεί να γίνει αντιληπτό ότι ενώ δεν εντοπίζονται ακραίες αποκλίσεις, εντοπίζονται μικρές ή μεσαίας κλίμακας αποκλίσεις για αρκετές ημέρες. Το εντυπωσιακό στην εν λόγω εποχή είναι ότι το νευρωνικό έχει προσεγγίσει ικανοποιητικά τις ελάχιστες τιμές, οι οποίες ήταν και εξαιρετικά ακραίες για την εποχή.

4.4.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την περίοδο του φθινοπώρου

Για το έλεγχο της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου υπολογίστηκαν και για την τρέχουσα εποχή το απόλυτο σφάλμα (absolute error) και το σχετικό σφάλμα (relative error) μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

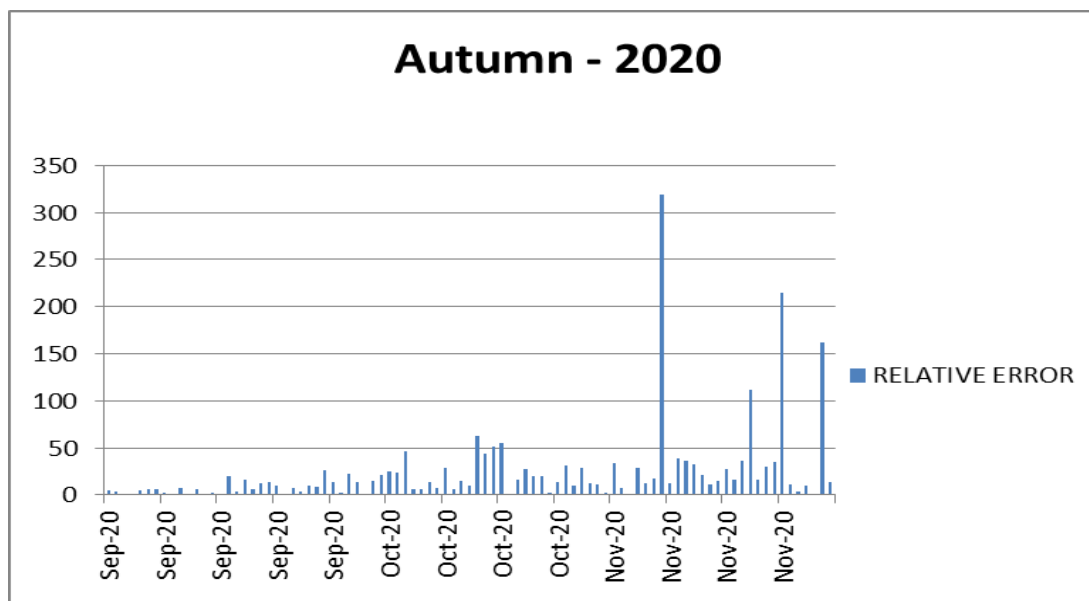
Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα του απόλυτου σφάλματος ανά ημέρα για την περίοδο του φθινοπώρου.



Διάγραμμα 11. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του φθινοπώρου του 2020

Στο παραπάνω διάγραμμα παρατηρείται μια μικρή έως μέτρια τιμή στο απόλυτο σφάλμα για την πληθώρα των ημερών. Υπάρχουν όμως όπως ήταν και αναμενόμενο από το διάγραμμα προβλέψεων και κάποιες ημέρες που εμφανίζουν αρκετά μεγάλα απόλυτα σφάλματα. Έτσι η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι $28,3 \text{ W/m}^2$.

Στην συνέχεια παρουσιάζεται το διάγραμμα σχετικού σφάλματος της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας ανά ημέρα για την περίοδο του φθινοπώρου έτσι ώστε να αποκτηθεί μια πιο ολοκληρωμένη άποψη για την λειτουργία του μοντέλου.



Διάγραμμα 12. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα την περίοδο του φθινοπώρου του 2020

Από το παραπάνω διάγραμμα μπορεί να διαπιστωθεί το συμπέρασμα ότι το νευρωνικό δίκτυο για το σύνολο των ημερών έχει κάνει πολύ καλή πρόβλεψη. Αυτό το συμπέρασμα πηγάζει από το γεγονός ότι το σχετικό σφάλμα είναι αρκετά μικρό για τον σύνολο των ημερών εκτός τεσσάρων εξαιρέσεων. Το μέσο σχετικό σφάλμα υπολογίστηκε στο 23,5%. Τονίζεται επίσης, πως υπάρχουν 4-5 μέρες με μεγαλύτερο σφάλμα (προς το τέλος του φθινοπώρου) που αν «βγουν» εκτός πρόβλεψης, το σχετικό σφάλμα θα είναι σημαντικά μικρότερο.

4.5 Πρόβλεψη μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για το έτος 2020

Στο υποκεφάλαιο αυτό, θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα που προέβλεψε το μοντέλο για το σύνολο του έτους 2020. Όπως και στα παραπάνω υποκεφάλαια, έτσι και στο παρόν υποκεφάλαιο η πρόβλεψη έλαβε χώρα σύμφωνα με το μοντέλο που έχει περιγράψει αναλυτικά στο κεφάλαιο 3.

Για να προκύψει το τρέχον μοντέλο, δοκιμάστηκαν μια σειρά μοντέλων και εναλλακτικών τόσο στον αριθμό των νευρώνων του κρυφού επιπέδου όσο και στις συναρτήσεις μεταφοράς, ώστε να οδηγηθούμε στο πλέον αποδοτικό μοντέλο σύμφωνα με τα δεδομένα που είχαμε στην κατοχή μας.

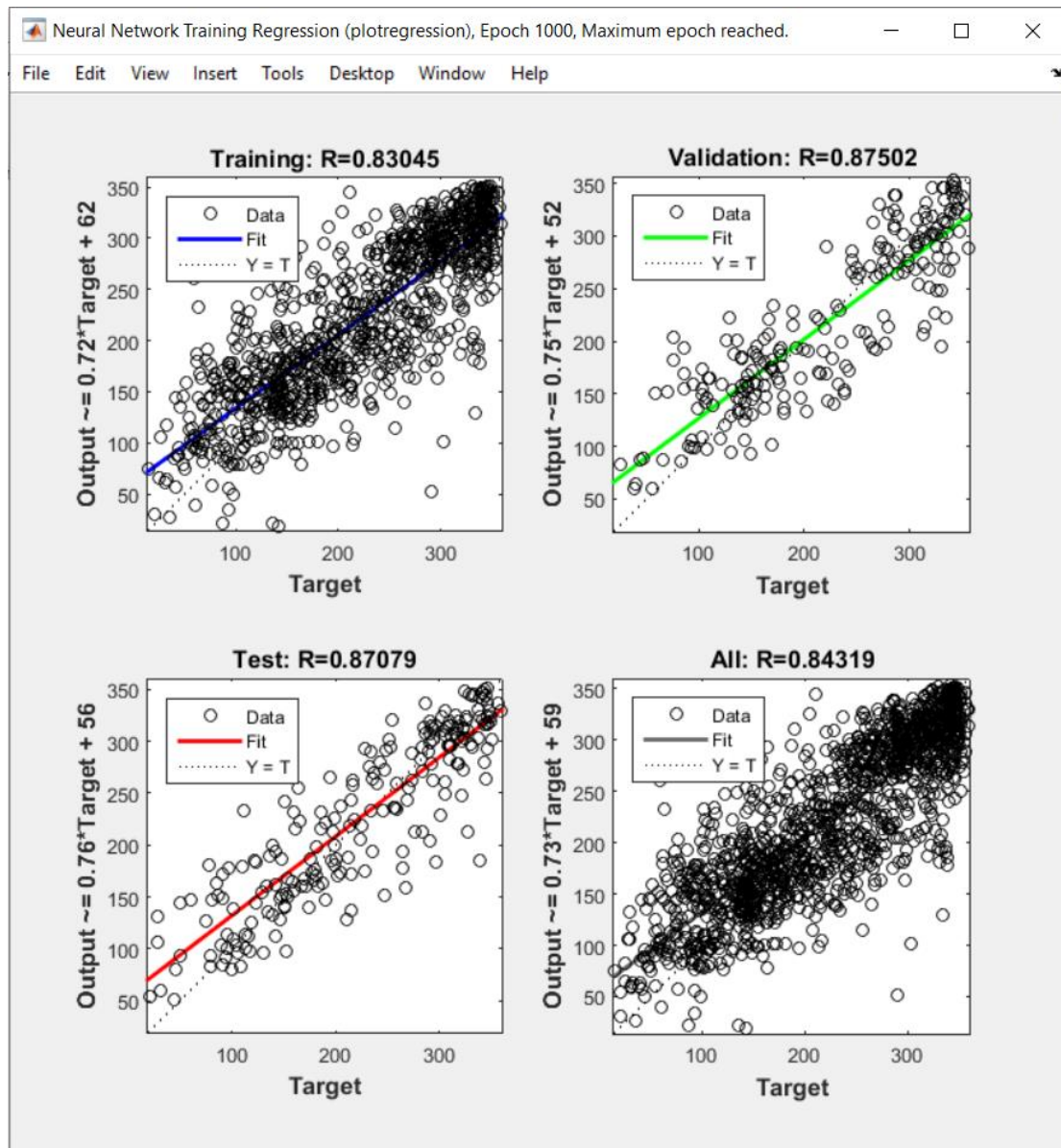
Για την συγκεκριμένη πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι δεδομένα 1460 ημερών για τις αντίστοιχες πέντε παραμέτρους που αναφέρθηκαν στο υποκεφάλαιο 4.1 (input). Χρησιμοποιήθηκαν επίσης τα δεδομένα των αντίστοιχων αυτών ημερών για την παράμετρο της ηλιακής ακτινοβολίας (target) και τέλος χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα των 365 ημερών του έτους 2020 ως δείγμα για την επίτευξη της τελικής πρόβλεψης (sample).



Name ▲	Value
input	5x1460 dou...
sample	5x365 dou...
target	1x1460 dou...

Εικόνα 47. Κατηγορίες δεδομένων νευρωνικού δικτύου για το σύνολο του 2020

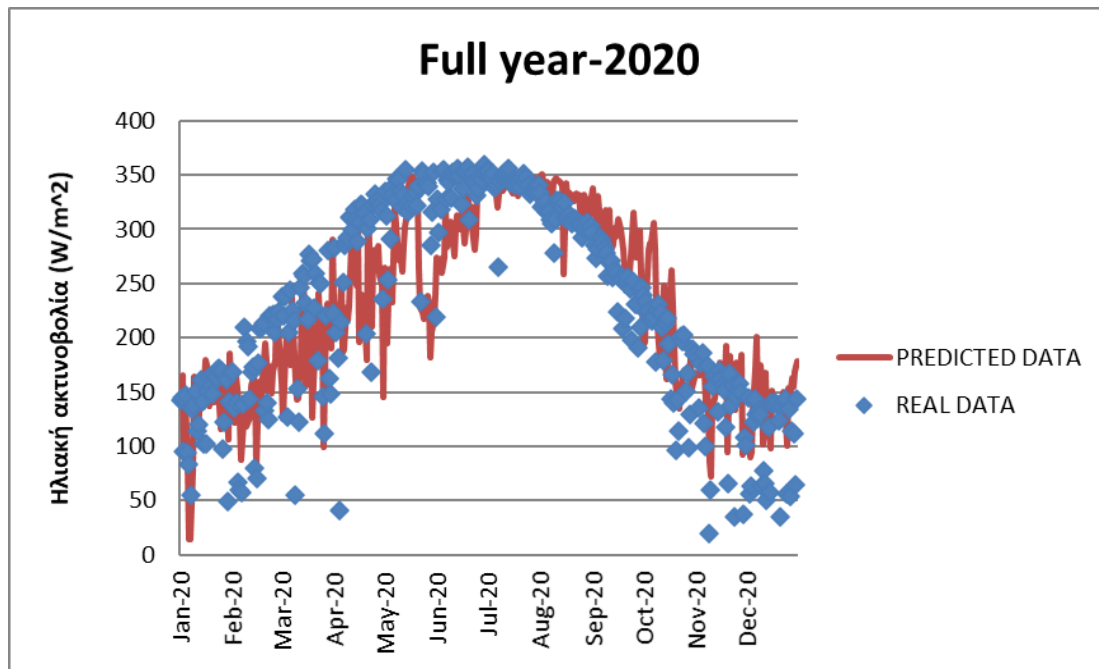
Το μοντέλο αυτό εκπαιδεύτηκε με τα παραπάνω δεδομένα και η απόδοση του στο στάδιο της εκπαίδευσης παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 48. Απεικόνιση απόδοσης του νευρωνικού δικτύου κατά το στάδιο της εκπαίδευσης για το σύνολο του 2020

Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται το μοντέλο να ανταποκρίνεται ικανοποιητικά στις προβλέψεις στο στάδιο της εκπαίδευσης. Οι περισσότερες προβλέψεις φαίνεται να προσεγγίζουν αρκετά ή και να ταυτίζονται με τις πραγματικές τιμές. Ακραίες αποκλίσεις στις προβλέψεις δεν εντοπίζονται στο στάδιο αυτό.

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης το μοντέλο εκτέλεσε την επιθυμητή πρόβλεψη, τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάζονται γραφικά στο παρακάτω διάγραμμα.



Διάγραμμα 13. Απεικόνιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών για το έτος 2020

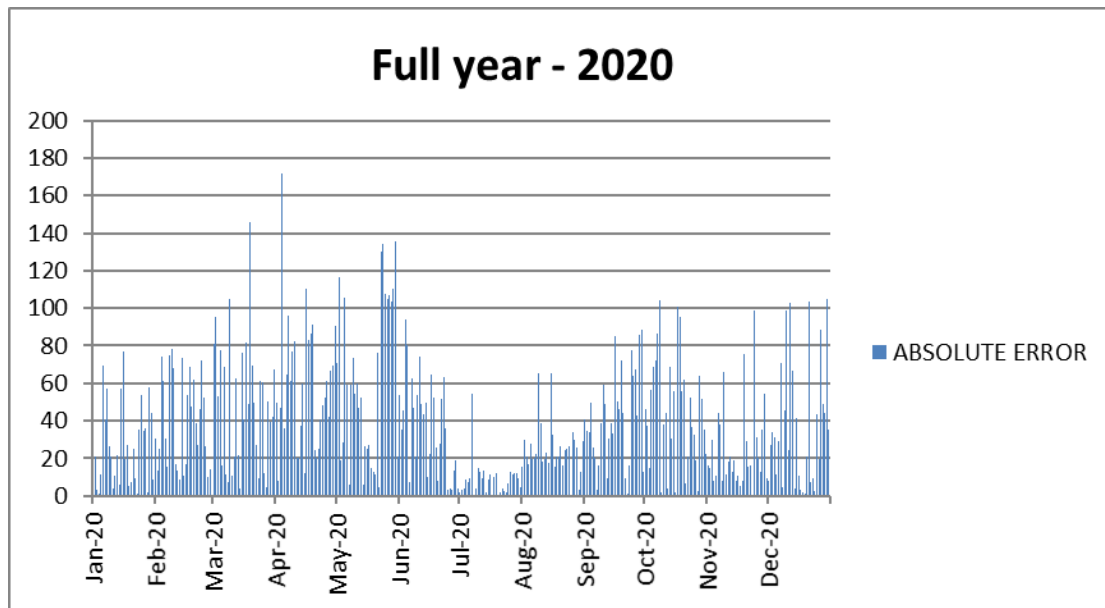
Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η σχέση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλεπόμενων από το μοντέλο τιμών της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας. Με την συνεχή κόκκινη γραμμή διαφαίνονται οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου ενώ με τους μπλε ρόμβους αποτυπώνονται οι πραγματικές τιμές της μέσης ηλιακής ακτινοβολίας.

Οι προβλέψεις που εμφανίζονται στο παραπάνω διάγραμμα είναι ιδιαίτερα ικανοποιητικές μιας και οι περισσότερες προβλέψεις είναι αρκετά κοντά στις πραγματικές τιμές. Οι ακραίες τιμές και πιο συγκεκριμένα τα ελάχιστα είναι οι τιμές των οποίων οι προβλέψεις αποκλίνουν περισσότερο (το φαινόμενο αυτό εντοπίστηκε και στα αποτελέσματα των τριών εκ των τεσσάρων εποχών, του χειμώνα, της άνοιξης και του φθινοπώρου).

4.5.1 Σφάλματα μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών κατά την διάρκεια του έτους

Για τον έλεγχο της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου υπολογίστηκαν αντίστοιχα όπως και στις προβλέψεις ανά εποχή το απόλυτο σφάλμα (absolute error) και το σχετικό σφάλμα (relative error) μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

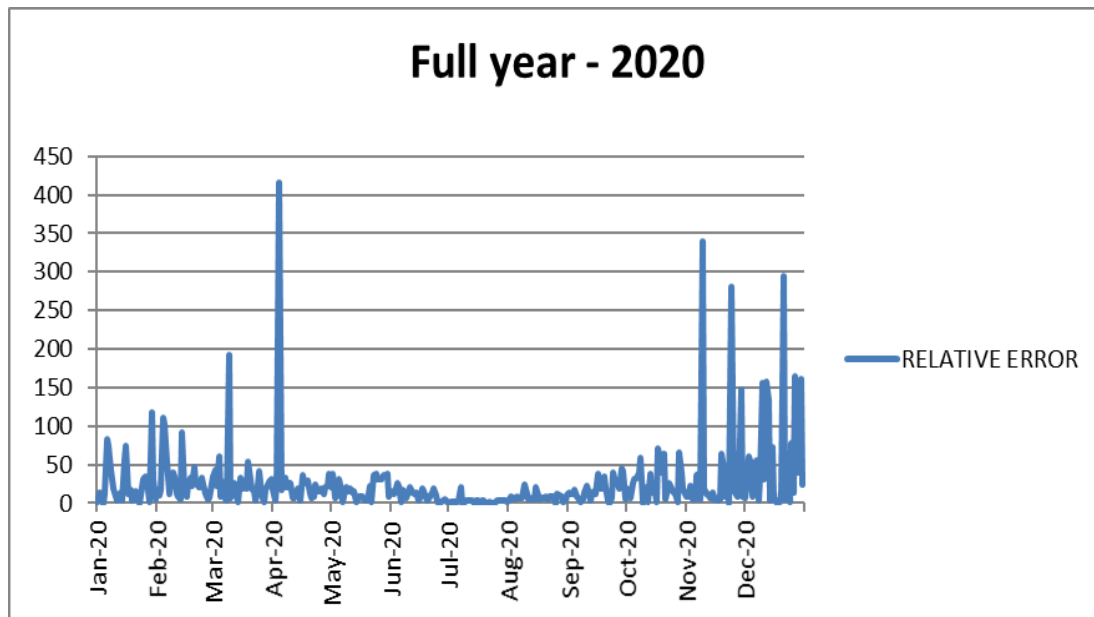
Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα του απόλυτου σφάλματος ανά ημέρα για ολόκληρο το έτος του 2020.



Διάγραμμα 14. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020

Στο παραπάνω διάγραμμα παρατηρούμε μια ποικιλία στις τιμές του απόλυτου σφάλματος από μέρα σε μέρα. Η ποικιλία αυτή είναι λογική καθώς το νευρωνικό δίκτυο καλείται να προβλέψει τιμές της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας, μέσα σε ένα τεράστιο φάσμα τιμών. Στην εν λόγω πρόβλεψη, το μοντέλο προβλέπει τιμές και για τις τέσσερις εποχές γεγονός που σημαίνει ότι καλείται να δημιουργήσει πιο περίπλοκα μοτίβα για να καταλήξει στις επιθυμητές προβλέψεις. Η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι $37,7 \text{ W/m}^2$. Η τιμή αυτή δεν είναι μεγάλη συγκριτικά με τις τιμές που λαμβάνει η μέση ημερήσια ακτινοβολία.

Έπειτα παρουσιάζεται το διάγραμμα σχετικού σφάλματος της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας ανά ημέρα για την διάρκεια όλου του έτους 2020 έτσι ώστε να αποκτηθεί μια πιο ολοκληρωμένη άποψη για την λειτουργία του μοντέλου.



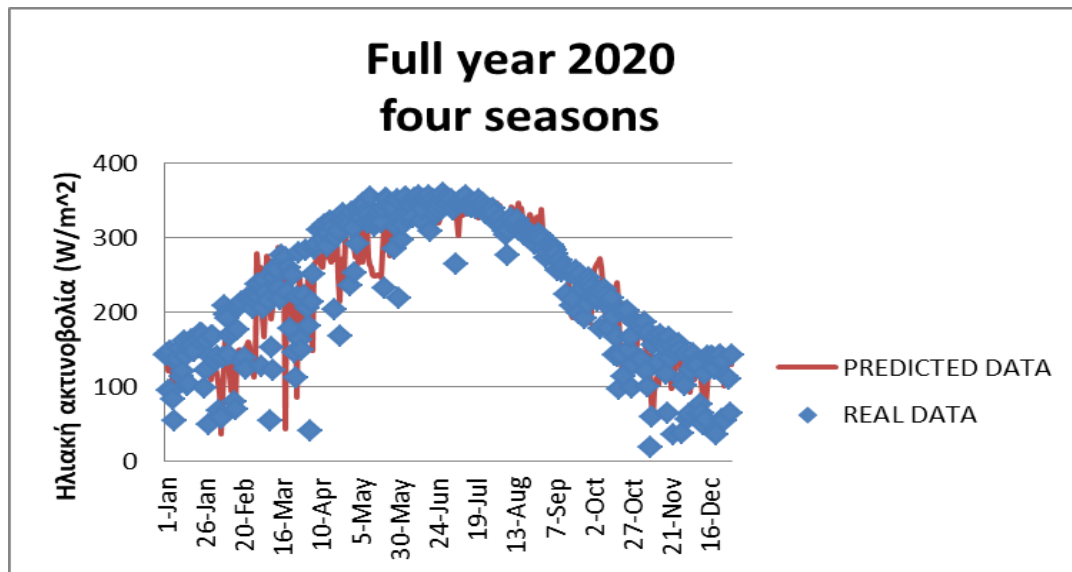
Διάγραμμα 15. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020

Το σχετικό σφάλμα φαίνεται να διατηρείται σε χαμηλά επίπεδα πλην ελαχίστων εξαιρέσεων. Το παραπάνω διάγραμμα επιβεβαιώνει ότι το μοντέλο είναι ευσταθές για το σύνολο των ημερών πέρα μερικών εξαιρέσεων που συμπεριλαμβάνουν τις ακραίες τιμές (κυρίως τα ελάχιστα). Οι ακραίες τιμές είναι σχεδόν απίθανο να προβλεφθούν, λόγω του ότι αποτελούν εξαιρέσεις και λόγω του ότι το αρχείο που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του είναι πολύ μικρό για να καταφέρει το νευρωνικό δίκτυο να τις προσεγγίσει με μεγαλύτερη ακρίβεια. Το μέσο σχετικό σφάλμα για το σύνολο των ημερών του 2020 είναι 24,3%. Ποσοστό ικανοποιητικό αν αναλογιστούμε το πλήθος των προβλέψεων που εκτέλεσε το μοντέλο.

4.6 Σύγκριση πρόβλεψεων

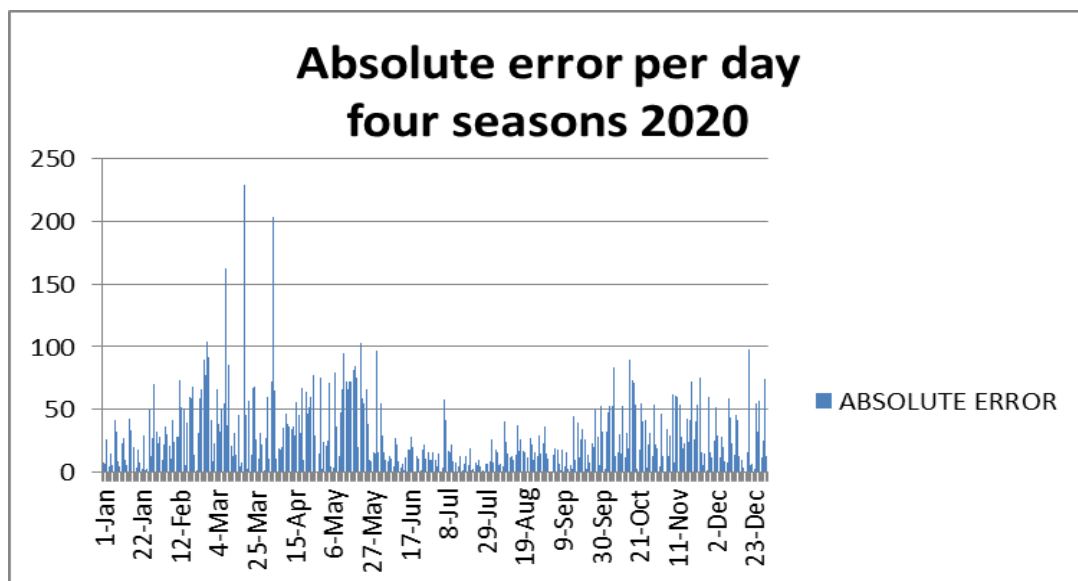
Στο παρόν υποκεφάλαιο θα γίνει σύγκριση της πρόβλεψης που παρουσιάζεται στο υποκεφάλαιο 4.5, δηλαδή της πρόβλεψης της μέσης ημερήσιας ηλιακής ακτινοβολίας για το συνολικό έτος, με τη μέση ημερήσια ηλιακή ακτινοβολία για το αντίστοιχο έτος που προέκυψε από τον συνδυασμό των προβλέψεων των τεσσάρων εποχών.

Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα των προβλέψεων που προέκυψε από των συνδυασμό των αποτελεσμάτων των τεσσάρων εποχών που παρουσιάστηκαν στις ενότητες 4.1, 4.2, 4.3 και 4.4.



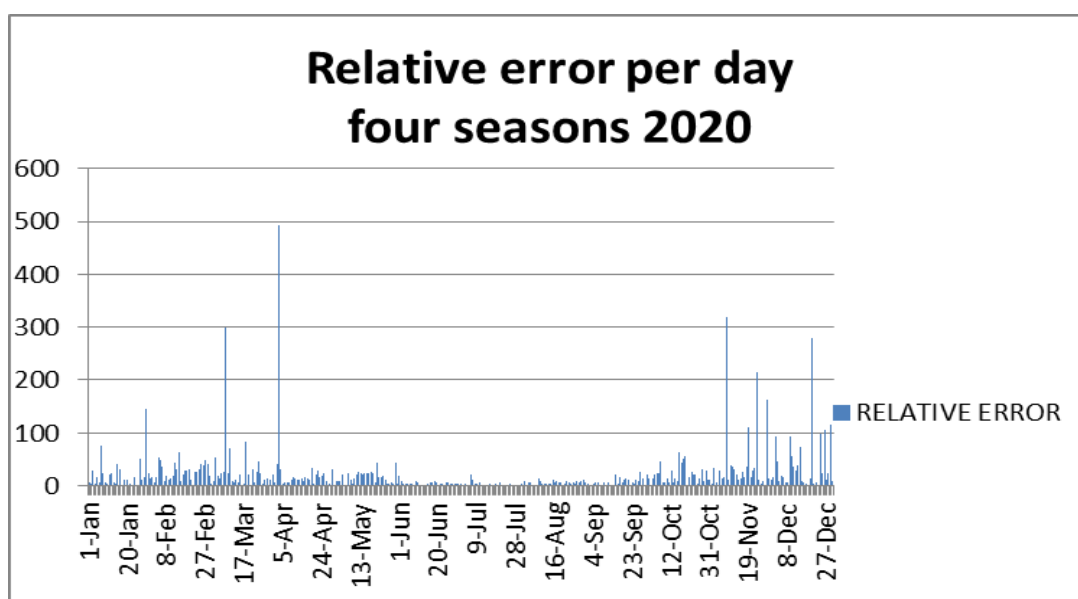
Διάγραμμα 16. Απεικόνιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών για το έτος 2020 που προέκυψε από των συνδυασμό των τεσσάρων εποχών

Από το παραπάνω διάγραμμα είναι εμφανές ότι οι προβλέψεις για το σύνολο του έτους είναι πολύ καλές. Είναι αδύνατο όμως να οδηγηθούμε σε ορθά συμπεράσματα για την σύγκριση των δύο τεχνικών που ακολουθήθηκαν, δηλαδή για το αν η πρόβλεψη ανά εποχή είναι αποδοτικότερη εκείνης για ολόκληρο το έτος. Για να καταφέρουμε να συγκρίνουμε τις δύο αυτές εναλλακτικές πρόβλεψεις είναι επιτακτική η ανάγκη υπολογισμού τόσο του απόλυτου όσο και του σχετικού σφάλματος. Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα απόλυτου σφάλματος ανά ημέρα για το έτος 2020 που προέκυψε από τον συνδυασμό των προβλέψεων ανά εποχή.



Διάγραμμα 17. Απόλυτο σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020 που προέκυψε από των συνδυασμό των τεσσάρων εποχών

Στο παραπάνω διάγραμμα φαίνεται το απόλυτο σφάλμα να διατηρείται σε σχετικά χαμηλές τιμές για το μεγαλύτερο μέρος του χρόνου. Το μέσο σχετικό σφάλμα που προκύπτει είναι $29,4 \text{ W/m}^2$. Συνεπώς, το σφάλμα που προέκυψε από τον συνδυασμό των τεσσάρων προβλέψεων (μία ανά εποχή) είναι αρκετά μικρότερο εκείνου που προέκυψε από την πρόβλεψη του συνολικού έτους, που υπολογίστηκε $37,7 \text{ W/m}^2$. Για μια πιο ξεκάθαρη ματιά στην σύγκριση των δύο μεθόδων, είναι αναγκαίο να γίνει ο υπολογισμός και του σχετικού σφάλματος. Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα σχετικού σφάλματος ανά ημέρα για το έτος που προέκυψε από τον συνδυασμό των προβλέψεων ανά εποχή.



Διάγραμμα 18. Σχετικό σφάλμα ανά ημέρα για το έτος 2020 που προέκυψε από τον συνδυασμό των τεσσάρων εποχών

Στο παραπάνω διάγραμμα φαίνεται ότι το σχετικό σφάλμα είναι ιδιαίτερα χαμηλό πλειν ελαχίστων εξαιρέσεων. Το μέσο σχετικό σφάλμα που προκύπτει για το έτος, από τον συνδυασμό των τεσσάρων εποχών είναι 20,5%. Το σφάλμα αυτό είναι μικρότερο εκείνου που προέκυψε στην μέθοδο πρόβλεψης της μέσης ημερήσιας ακτινοβολίας για ολόκληρο το έτος από μία πρόβλεψη, όπου το μέσο σχετικό σφάλμα υπολογίστηκε 24,3%.

Με βάση τα παραπάνω λοιπόν, μπορούμε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα ότι καλύτερα αποτελέσματα έχει η μέθοδος η οποία απαιτεί τέσσερις προβλέψεις (μία ανά εποχή) για την πρόβλεψη της μέσης ηλιακής ακτινοβολίας ολόκληρου του έτους. Η συγκεκριμένη διαπίστωση είναι και η αναμενόμενη, καθώς στις προβλέψεις ανά εποχή η κλίμακα τιμών που είχε να διαχειριστεί αλλά και να προβλέψει το νευρωνικό δίκτυο ήταν αρκετά μικρότερη εκείνης που είχε να αντιμετωπίσει το ίδιο μοντέλο για ολόκληρο το έτος. Συνεπώς αν θέλουμε να οδηγηθούμε σε ακριβέστερα συμπεράσματα θα πρέπει να επιλεγεί η μέθοδος

διαχωρισμού των δεδομένων ανά εποχή. Το αρνητικό αυτής της μεθόδου είναι ότι απαιτεί πολύ περισσότερο χρόνο από εκείνη της μιας πρόβλεψης. Φυσικά και οι δύο μέθοδοι δίνουν ευσταθή αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα/Μελλοντικές Προτάσεις

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει μια σχετική αξιολόγηση της λειτουργίας και της απόδοσης του μοντέλου πρόβλεψης, με βάση τόσο τα αποτελέσματα που προέκυψαν όσο και από τα σφάλματα τα οποία παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Αρχικά παρουσιάστηκαν οι μεμονωμένες προβλέψεις, ανά εποχή. Στις συγκεκριμένες προβλέψεις οι απαιτήσεις θα έπρεπε να ήταν αυξημένες καθώς το νευρωνικό δίκτυο είχε υποθετικά να διαχειριστεί εισόδους αλλά και εξόδους που ανήκαν σε ένα περιορισμένο διάστημα. Στην πραγματικότητα αυτή η υπόθεση ισχύει και αυτό μπορεί να γίνει απόλυτα κατανοητό παρατηρώντας τόσο τα ίδια τα αποτελέσματα που δόθηκαν για την εποχή του καλοκαιριού όσο και τα σφάλματα που προέκυψαν από αυτά. Το καλοκαίρι τόσο του 2020 όσο και των προγενέστερων αυτού ετών, που χρησιμοποιήθηκαν ως στοιχεία εισόδου για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, παρουσίασαν μια συνάφεια και μία σχετική συνέπεια στις τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας. Αυτή η ομοιομορφία λοιπόν, έδωσε την δυνατότητα στο μοντέλο να προβεί σε εξαιρετικές προβλέψεις. Όσον αφορά όμως, τις περιόδους του χειμώνα της άνοιξης και του φθινοπώρου τα αποτελέσματα δεν ήταν όσο καλά όσο εκείνα του καλοκαιριού. Αυτή η διαφορά δεν μοιάζει κατανοητή είναι όμως απόλυτα λογική και με μια πιο προσεκτική ματιά στα δεδομένα θα χαρακτηριζόταν και ως αναμενόμενη. Τα στοιχεία εισόδου παρότι ανήκαν σε ίδιες εποχές δεν ανταποκρίνονταν στο σύνολό τους στον κανόνα της εποχής, υπήρχαν κάποιες ακραίες αποκλίσεις από μέρα σε μέρα και φυσικά από έτος σε έτος. Έτσι τα αποτελέσματα εμφάνισαν μία αριθμητική απόκλιση από τις πραγματικές τιμές. Η απόκλιση αυτή δεν ήταν ακραία, στις περισσότερες τουλάχιστον περιπτώσεις και μάλιστα τα αποτελέσματα κρίνονται ως ιδιαίτερα ικανοποιητικά μιας και τα δεδομένα εισόδου για κάθε εποχή ήταν περιορισμένα. Το πιο ενθαρρυντικό στοιχείο στα αποτελέσματα ήταν ότι παρότι οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου δεν ταυτίζονταν με τις πραγματικές τιμές των αποκλινόντων συνθηκών, έδειχναν όμως την αντίστοιχη τάση (πτώση, αύξηση) σε μεγαλύτερο βαθμό από ότι στις προβλέψεις των αναμενομένων συνθηκών. Γεγονός που καθιστά το μοντέλο ικανό να εξελιχτεί και να δώσει καλύτερα και ακριβέστερα αποτελέσματα με χρήση περισσότερων δεδομένων εισόδου. Μετά την παρουσίαση των αποτελεσμάτων ανά εποχή στο κεφάλαιο 4 ακολούθησε η παρουσίαση των αποτελεσμάτων του συνολικού έτους. Η πρόβλεψη αυτή έδωσε πολύ καλά αποτελέσματα παρά τις μεγάλες απαιτήσεις. Το μεγαλύτερο ποσοστό των αποτελεσμάτων ταυτιζόταν με τα πραγματικά ή τα προσέγγιζαν σε ικανοποιητικό βαθμό. Παρόλα αυτά τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τον συνδυασμό των τεσσάρων εποχών για το συνολικό έτος ήταν σαφώς καλύτερα. Βέβαια η μέση ετήσια προβλεπόμενη ηλιακή ακτινοβολία που υπολογίστηκε για το έτος που

προέκυψε από μια πρόβλεψη είναι αριθμητικά πιο κοντά στην μέση ετήσια πραγματική ηλιακή ακτινοβολία. (Πίνακας 1)

Πίνακας 1. Μέσο απόλυτο σφάλμα και μέσο σχετικό σφάλμα για τις εποχές του 2020

	Μέση πραγματική ηλιακή ακτινοβολία	Μέση προβλεπόμενη ηλιακή ακτινοβολία	Μέσο απόλυτο σφάλμα	Μέσο σχετικό σφάλμα
Περίοδος χειμώνα	132,27 W/m ²	128,94 W/m ²	30,8 W/m ²	29,4%
Περίοδος άνοιξης	269,64 W/m ²	259,41 W/m ²	45,7 W/m ²	25%
Περίοδος καλοκαιριού	331,22 W/m ²	333,36 W/m ²	14,2 W/m ²	4,4%
Περίοδος φθινοπώρου	191,21 W/m ²	192,81 W/m ²	28,3W/m ²	23,5%
Ολόκληρο το έτος (τέσσερις προβλέψεις)	231,74 W/m ²	229,27W/m ²	29,4 W/m ²	20,5%
Ολόκληρο το έτος (μία πρόβλεψη)	231,74 W/m ²	229,76 W/m ²	37,7 W/m ²	24,3%

Στον παραπάνω πίνακα, παρουσιάζονται η μέση πραγματική ηλιακή ακτινοβολία, η μέση προβλεπόμενη ηλιακή ακτινοβολία, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο σχετικό σφάλμα για κάθε εποχή αλλά και για ολόκληρο το έτος. Σύμφωνα λοιπόν με τα σφάλματα που παρουσιάζονται παραπάνω, μπορεί να διεξαχθεί το συμπέρασμα ότι η άνοιξη ήταν η περίοδος με τα λιγότερο καλά αποτελέσματα. Η άνοιξη είχε το αρχείο δεδομένων στο οποίο εντοπιζόταν η μεγαλύτερη ποικιλία στις μετεωρολογικές συνθήκες. Την περίοδο αυτή τα δεδομένα δεν παρουσίαζαν ιδιαίτερη συνέπεια μεταξύ τους για παράδειγμα μια χρονική περίοδο της άνοιξης μπορεί σε ένα έτος να αντικατοπτριζόταν ως μια περίοδος μεγάλης ηλιοφάνειας και την αντίστοιχη χρονική περίοδο σε άλλο έτος να σκιαγραφούνταν ως μια χρονική περίοδο ελάχιστης ηλιοφάνειας. Τέτοιες μεγάλες αντιφάσεις σε συνδυασμό με τον περιορισμένο αριθμό εισόδων είναι υπεύθυνες για τα σφάλματα αυτά. Στην πρόβλεψη του συνολικού έτους (μία πρόβλεψη) τα σφάλματα που προέκυψαν ήταν στα ανεκτά όρια, καθώς υπήρχαν τόσο οι αντιφάσεις που υπογραμμίστηκαν παραπάνω όσο και οι απαιτήσεις ήταν

πολύ μεγαλύτερες. Συνοψίζοντας λοιπόν, μπορούμε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα ότι το νευρωνικό δίκτυο ανταποκρίνεται ιδιαίτερος ικανοποιητικά στην πρόβλεψη ενός τόσο ρευστού παράγοντα. Όμως λόγω της κλιματικής αλλαγής η οποία τείνει να ξεθωριάσει τα χαρακτηριστικά κάθε εποχής και να διαφοροποιήσει τις κλιματολογικές συνθήκες που γνωρίζαμε, για να προκύψει μια πιο ακριβής πρόβλεψη από μοντέλα όπως αυτό που παρουσιάστηκε στην διπλωματική αυτή απαιτούνται πολλά παραπάνω δεδομένα εισόδου. Με τα παραπάνω δεδομένα εισόδου το μοντέλο θα καταφέρει να κατακτήσει ανώτερο γνωστικό επίπεδο και να διαμορφώσει ακριβέστερα μοτίβα που θα το οδηγήσουν σε βελτιστοποιημένα συμπεράσματα (προβλέψεις). Τέτοιου είδους μοντέλα είναι πολύ απαραίτητα τις περιόδους που διανύουμε μιας και μπορούν να βοηθήσουν σε μια πληθώρα επαγγελματιών και ενεργειών. Μπορούν να συμβάλλουν στην προώθηση της πράσινης ενέργειας, διασφαλίζοντας με τις προβλέψεις τους την ύπαρξη των κατάλληλων συνθηκών για την παροχή της απαιτούμενης ενέργειας. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν ως εργαλείο σε πρότυπες γεωργικές μονάδες δίνοντας την δυνατότητα στους εργαζόμενους να γνωρίζουν τις προβλεπόμενες συνθήκες δίνοντας τους έτσι την ευκαιρία να επιλέξουν την κατάλληλη για την περιοχή σπορά. Τέλος, σε ένα πιο ευρύ πλαίσιο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως πυξίδα επιλογής της καταλληλότερης περιοχής για εγκατάσταση ενεργειακών πάρκων.

Βιβλιογραφία

Ξενόγλωσση

1. Abhishek, K. *et al.* (2012) 'Weather Forecasting Model using Artificial Neural Network', *Procedia Technology*, 4, pp. 311–318. doi: 10.1016/j.protcy.2012.05.047.
2. Al-Shamisi, M. H., Assi, A. H. and Hejase, H. A. N. (2013) 'Artificial neural networks for predicting global solar radiation in Al Ain City - UAE', *International Journal of Green Energy*, 10(5), pp. 443–456. doi: 10.1080/15435075.2011.641187.
3. Alam, M. N. (2016) 'Codes in MATLAB for Training Artificial Neural Network using Particle Swarm Optimization Application of operation research on solving electrical engineering problems View project Networked Microgrids View project Codes in MATLAB for Training Artificial Ne', (August). doi: 10.13140/RG.2.1.2579.3524.
4. Attoh-Okine, N. O. (1999) 'Analysis of learning rate and momentum term in backpropagation neural network algorithm trained to predict pavement performance', *Advances in engineering software*, 30(4), pp. 291–302. doi: 10.1016/S0965-9978(98)00071-4.
5. Baboo, S. S. and Shereef, I. K. (2010) 'ANN_AnEfficientWeather_ForecastingSystem', *International journal of environmental science and development*, 1(4), pp. 321–326.
6. Bai, Y. *et al.* (2016) 'Air pollutants concentrations forecasting using back propagation neural network based on wavelet decomposition with meteorological conditions', *Atmospheric Pollution Research*, 7(3), pp. 557–566. doi: 10.1016/j.apr.2016.01.004.
7. Bell, J. (2014) 'Chapter 5 - Artificial Neural Networks', *Machine Learning: Hands-On for Developers and Technical Professionals*, pp. 91–116.
8. Chatziagorakis, P. *et al.* (2016) 'Enhancement of hybrid renewable energy systems control with neural networks applied to weather forecasting: the case of Olvio', *Neural Computing and Applications*, 27(5), pp. 1093–1118. doi: 10.1007/s00521-015-2175-6.
9. Chen, C. *et al.* (2011) 'Online 24-h solar power forecasting based on weather type classification using artificial neural network', *Solar Energy*, 85(11), pp. 2856–2870. doi: 10.1016/j.solener.2011.08.027.

10. Chen, C. S. *et al.* (2010) 'Development and application of a decision group Back-Propagation Neural Network for flood forecasting', *Journal of Hydrology*, 385(1–4), pp. 173–182. doi: 10.1016/j.jhydrol.2010.02.019.
11. Elizondo, D., Hoogenboom, G. and McClendon, R. W. (1994) 'Development of a neural network model to predict daily solar radiation', *Agricultural and Forest Meteorology*, 71(1–2), pp. 115–132. doi: 10.1016/0168-1923(94)90103-1.
12. Goh, A. T. C. (1995) 'Back-propagation neural networks for modeling complex systems', *Artificial Intelligence in Engineering*, 9(3), pp. 143–151. doi: 10.1016/0954-1810(94)00011-S.
13. Gupta, J. N. D. and Sexton, R. S. (1999) 'Comparing backpropagation with a genetic algorithm for neural network training', *Omega*, 27(6), pp. 679–684. doi: 10.1016/S0305-0483(99)00027-4.
14. HELAPCO (2011) 'Photovoltaics and environment - Myths, conspiracy theories and scientific reality'. Available at: http://helapco.gr/pdf/PV_Environment.pdf.
15. Kerem Cigizoglu, H. and Kisi, Ö. (2006) 'Methods to improve the neural network performance in suspended sediment estimation', *Journal of Hydrology*, 317(3–4), pp. 221–238. doi: 10.1016/j.jhydrol.2005.05.019.
16. Kuligowski, R. J. and Barros, A. P. (1998) 'Localized precipitation forecasts from a numerical weather prediction model using artificial neural networks', *Weather and Forecasting*, 13(4), pp. 1194–1204. doi: 10.1175/1520-0434(1998)013<1194:LPFFAN>2.0.CO;2.
17. L. Al-Matarneh, A. Sheta, S. Bani-Ahmad¹, J. A. I. A. (2014) 'Development of Temperature-based Weather Forecasting Models Using Neural Networks and Fuzzy Logic', 9(12), pp. 343–366.
18. Liu, J. N. K. *et al.* (2014) 'Deep neural network based feature representation for weather forecasting', *Proceedings of the 2014 International Conference on Artificial Intelligence, ICAI 2014 - WORLDCOMP 2014*, pp. 105–110.
19. Liu, X. *et al.* (2018) 'Application of Temperature Prediction Based on Neural Network in Intrusion Detection of IoT', *Security and Communication Networks*, 2018. doi: 10.1155/2018/1635081.
20. Narvekar, M. and Fargose, P. (2015) 'Daily Weather Forecasting using Artificial Neural Network', *International Journal of Computer Applications*, 121(22), pp. 9–13. doi: 10.5120/21830-5088.
21. Paras, S., Kumar, A. and Chandra, M. (2007) 'A feature based neural network

- model for weather forecasting', *World Academy of Science, Engineering ...*, 4(3), pp. 209–216. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.120.9362&rep=rep1&type=pdf>.
22. Shihab, K. (2006) 'A Backpropagation Neural Network for Computer Network Security', *Journal of Computer Science*, 2(9), pp. 710–715. doi: 10.3844/jcssp.2006.710.715.
 23. Singh, S. *et al.* (2019) 'Weather Forecasting using Machine Learning Techniques', *SSRN Electronic Journal*, pp. 1–6. doi: 10.2139/ssrn.3350281.
 24. Sörlin, S. and Lane, M. (2018) 'Historicizing climate change—engaging new approaches to climate and history', *Climatic Change*, 151(1), pp. 1–13. doi: 10.1007/s10584-018-2285-0.
 25. Tripanagnostopoulos, Y. *et al.* (2002) 'HYBRID PHOTOVOLTAIC / THERMAL SOLAR SYSTEMS', 72(3), pp. 217–234.
 26. Tripathy, A. *et al.* (2011) 'Weather Forecasting using ANN and PSO', *Int. J. Sci. Eng. Res*, 2(7), pp. 1–5. Available at: http://www.ijser.org/researchpaper/Weather_Forecasting_using_ANN_and_PSO.pdf.
 27. Valverde Ramírez, M. C., De Campos Velho, H. F. and Ferreira, N. J. (2005) 'Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the São Paulo region', *Journal of Hydrology*, 301(1–4), pp. 146–162. doi: 10.1016/j.jhydrol.2004.06.028.
 28. Zhang, K. *et al.* (2018) 'Machine Learning-Based Temperature Prediction for Runtime Thermal Management Across System Components', *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 29(2), pp. 405–419. doi: 10.1109/TPDS.2017.2732951.
 29. Pfaffel, S., Faulstich, S. and Rohrig, K. (2017) 'Performance and reliability of wind turbines: A review', *Energies*, 10(11). doi: 10.3390/en10111904.
 30. Smith, J. C. (2008) *Wind Power in Power Systems*, *IEEE Power and Energy Magazine*. doi: 10.1109/MPE.2008.925217.
 31. IPCC (2007) 'The IPCC Fourth Assessment'
 32. Irene Neverla (2008) 'The IPCC-reports 1990-2007 in the media. A case-study on the dialectics between journalism and natural sciences.' pp. 69–73. Available at: <https://www.bertelsmannstiftung.de/fileadmin/files/BSt/Publikationen/GraueP>

ublikationen/MT_Globalization_Report_2018.pdf%0Ahttp://eprints.lse.ac.uk/43447/1/India_globalisation%2C%20society%20and%20inequalities%28Isero%29.pdf%0Ahttps://www.quora.com/What-is-the.

Ελληνική

1. Καραγκούνης Α. (2017) «Υπολογισμός ατομικού δυναμικού στην Ελλάδα με την χρήση αριθμητικού μοντέλου» Πτυχιακή εργασία, Θεσσαλονίκη: Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Τμήμα Φυσικής.
2. Κουτρομπή Μ., Σαλταούρα Ι. (2016) «Ανανεώσιμες πηγές ενέργειας-Φωτοβολταϊκά» Διπλωματική εργασία, Αθήνα: Ανώτατο Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Πειραιά Τεχνολογικού Τομέα, Τμήμα διοίκησης επιχειρήσεων.
3. Γιωτόπουλος Γ. (2020) « Επιπτώσεις της κλιματικής αλλαγής στην απόδοση των ατομικών πάρκων στην Ελλάδα» Διπλωματική εργασία, Κοζάνη: Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας, Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών.
4. Στεφανόπουλος Π. (2010) « Επιπτώσεις των κλιματικών αλλαγών στην οικονομία-οικολογία» Μεταπτυχιακή εργασία, Θεσσαλονίκη: Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Τμήμα Φυσικής.
5. Δαλέζιος, Ν. 2015. Κλιματική αλλαγή και γεωργία. [Κεφάλαιο10]. Στο Δαλέζιος, Ν. 2015. *Αγρομετεωρολογία: ανάλυση και προσομοίωση*. Αθήνα: Κάλλιπος, Ανοικτές Ακαδημαϊκές Εκδόσεις. κεφ 10. Διαθέσιμο στο: <http://hdl.handle.net/11419/3739>

Διαδικτυακή

1. <http://physics4u.gr/blog/2009/12/05/%CE%AF-%CE%AE-%CE%AE/>, Accessed: Jan . 10, 2022. [Online]. Available: <http://physics4u.gr/blog/2009/12/05/%CE%AF-%CE%AE-%CE%AE/>
2. http://www.cres.gr/energy_saving/Ktiria/pathitika_iliaka_systimata.htm Accessed: Jan . 8, 2022. [Online]. Available: http://www.cres.gr/energy_saving/Ktiria/pathitika_iliaka_systimata.htm
3. <https://ypen.gov.gr/perivallon/klimatiki-allagi/diethneis-diapragmatefseis/apotelesmata-tis-diaskepsis-tis-kop/> Accessed: Jan . 5, 2022. [Online]. Available: <https://ypen.gov.gr/perivallon/klimatiki-allagi/diethneis-diapragmatefseis/apotelesmata-tis-diaskepsis-tis-kop/>

4. <tps://www.kathimerini.gr/world/1018293/i-diaskepsi-tis-stokcholmis/> Accessed: Jan . 7, 2022. [Online]. Available: tps://www.kathimerini.gr/world/1018293/i-diaskepsi-tis-stokcholmis/
5. <https://www.consilium.europa.eu/el/policies/climate-change/paris-agreement/> Accessed: Jan . 3, 2022. [Online]. Available: <https://www.consilium.europa.eu/el/policies/climate-change/paris-agreement/>
6. <https://www.climatefiles.com/climate-change-evidence/presidents-report-atmospher-carbon-dioxide/> Accessed: Jan . 12, 2022. [Online]. Available: <https://www.climatefiles.com/climate-change-evidence/presidents-report-atmospher-carbon-dioxide/>
7. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/HTML/?uri=LEGISSUM:4413653> Accessed: Jan . 20, 2022. [Online]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/HTML/?uri=LEGISSUM:4413653>
8. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/?uri=LEGISSUM%3A128060> Accessed: Jan . 15, 2022. [Online]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/?uri=LEGISSUM%3A128060>
9. <https://www.ipcc.ch/2021/08/09/ar6-wg1-20210809-pr/> Accessed: Jan . 6, 2022. [Online]. Available: <https://www.ipcc.ch/2021/08/09/ar6-wg1-20210809-pr/>
10. <https://www.ft.com/content/e31113e1-41ed-4be0-9667-445249a487c4> Accessed: Jan . 8, 2022. [Online]. Available: <https://www.ft.com/content/e31113e1-41ed-4be0-9667-445249a487c4>