



**ΕΘΝΙΚΟ
ΜΕΤΣΟΒΙΟ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

**ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΘΗΝΩΝ**



ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΣΤΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ – “ATHENS MBA”

«Επισκόπηση Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ελλάδα και
ανάπτυξη μοντέλου πρόγνωσης υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής
παραγωγής με τη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων»

Συγγραφέας: Ευσταθία Μηλιώνη

Επιβλέπων: Βρασίδης Λεώπουλος

Αθήνα
Ιανουάριος 2015

ΔΗΛΩΣΗ ΕΚΠΟΝΗΣΗΣ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

«Δηλώνω υπεύθυνα ότι η συγκεκριμένη μεταπτυχιακή εργασία για τη λήψη του Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης στη Διοίκηση Επιχειρήσεων, έχει συγγραφεί από εμένα προσωπικά και δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει εγκριθεί στο πλαίσιο κάποιου άλλου μεταπτυχιακού ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών, στην Ελλάδα ή στο εξωτερικό.

Η εργασία αυτή έχοντας εκπονηθεί από εμένα, αντιπροσωπεύει τις προσωπικές μου απόψεις επί του θέματος. Οι πηγές στις οποίες ανέτρεξα για την εκπόνηση της συγκεκριμένης μεταπτυχιακής αναφέρονται στο σύνολό τους, δίνοντας πλήρεις αναφορές στους συγγραφείς, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο».

Όνοματεπώνυμο

Υπογραφή

Ευσταθία Μηλιώνη

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα της διπλωματικής μου εργασίας Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Β. Λεώπουλο για την καθοδήγησή του κατά την εκπόνηση της διπλωματικής καθώς και για τη δυνατότητα που έδωσε να ασχοληθώ με αυτό το αντικείμενο. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Επίκουρο Καθηγητή κ. Ν. Παναγιώτου για την ενεργή συμμετοχή του σε όλη τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας, την προθυμία και την κατανόησή του .

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια και τους φίλους μου που ήταν πάντα εκεί για να με στηρίζουν.

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	3
Περίληψη.....	9
Abstract	11
1. Εισαγωγή	13
1.1. Η ανάγκη για πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.....	14
1.2. Παράγοντες που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας	15
1.3. Μέθοδοι πρόβλεψης τιμής ηλεκτρικής ενέργειας	16
1.4. Η σημασία της υποχρεωτικής έγχυσης υδάτων στην πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας	17
2. Η ελληνική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας	21
2.1. Η απελευθέρωση της αγοράς ενέργειας	21
2.2. Το ηλεκτρικό σύστημα της Ελλάδας	22
2.3. Συμμετέχοντες στην Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας	23
2.4. Ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός (HEΠ)	24
2.4.1. Ημερήσια Χονδρεμπορική Αγορά Ενέργειας	24
2.4.2. Είδη προσφορών στον HEΠ	25
2.4.3. Λύση HEΠ.....	26
2.5. Ημερήσια αγορά επικουρικών υπηρεσιών.....	27
3. Παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από Υδροηλεκτρικούς Σταθμούς	29
3.1. Είδη Υδροηλεκτρικών σταθμών	29
3.1.1. Σταθμοί φυσικής ροής.....	29
3.1.2. Σταθμοί Δεξαμενής.....	30
3.1.3. Σταθμοί άντλησης.....	31
3.2. Κάλυψη αιχμών (Peak –shaving)	32
3.3. Η συμβολή των υδροηλεκτρικών σταθμών στις επικουρικές υπηρεσίες του συστήματος .	33
3.4. Περιορισμοί στη λειτουργία των υδροηλεκτρικών	34
3.4.1. Ενεργειακοί περιορισμοί	34
3.4.2. Τεχνολογικοί περιορισμοί	35
3.4.3. Ανάγκες ύδρευσης.....	35
3.4.4. Ανάγκες άρδευσης.....	36
3.4.5. Οικολογική παροχή	36
3.5. Το κόστος της παραγωγής από ΥΗΣ.....	36
4. Η εκμετάλλευση των υδροηλεκτρικών σταθμών στην Ελλάδα.....	38
4.1. Ιστορικό.....	38

4.2.	Το υδροδυναμικό της Ελλάδας.....	39
4.3.	Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί στην Ελλάδα	40
4.3.1.	Συγκρότημα Αχελώου	42
4.3.2.	Συγκρότημα Αλιάκμονα.....	43
4.3.3.	Συγκρότημα Αράχθου	44
4.3.4.	Συγκρότημα Νέστου	45
4.3.5.	ΥΗΣ Λάδωνα	45
4.3.6.	ΥΗΣ Ν. Πλαστήρα-Ταυρωπός.....	46
5.	Ο πολλαπλός σκοπός των υδροηλεκτρικών σταθμών	47
5.1.	Ιστορικό.....	47
5.2.	Πολλαπλές χρήσεις του νερού.....	47
5.3.	Ενδιαφερόμενα Μέρη	48
5.4.	Κατηγορίες υδροηλεκτρικών σταθμών ανάλογα με τις χρήσεις που εξυπηρετούν.....	51
5.5.	Στρατηγική εκμετάλλευσης υδατικών αποθεμάτων	52
5.5.1.	Μακροπρόθεσμος προγραμματισμός.....	53
5.5.2.	Βραχυπρόθεσμος Προγραμματισμός.....	54
5.5.3.	Καθορισμός υποχρεωτικής έγχυσης υδάτων	54
5.5.4.	Καθορισμός τιμής προσφοράς άντλησης.....	55
5.5.5.	Καθορισμός τιμής προσφοράς υδροηλεκτρικών μονάδων	55
5.6.	Συμπεράσματα.....	55
6.	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	57
6.1.	Γενικά.....	57
6.2.	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των Νευρωνικών Δικτύων.....	58
6.3.	Ο βιολογικός νευρώνας-Το νευρικό σύστημα.....	59
6.4.	Ιστορικό.....	60
6.5.	Το μοντέλο McCulloch-Pitts.....	61
6.6.	Τεχνητός Νευρώνας.....	62
6.7.	Σύγκριση βιολογικού-τεχνητού νευρώνα	64
6.8.	Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων	65
6.9.	Ομαδοποίηση Νευρωνικών Δικτύων.....	67
6.10.	Βασικές αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων	69
6.10.1.	Multilayer Perceptron (πολυστρωματικοί αισθητήρες πρόσθιας τροφοδότησης)-MLP ..	69
6.10.2.	Radial Basis Function (Δίκτυα Ακτινικής Βάσης) RBF	72
6.10.3.	Adaptive Linear Element (ADALINE)	73
6.10.4.	Δίκτυα Hopfield	74

6.10.5.	Αυτοοργανούμενα δίκτυα-Δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης.....	74
6.11.	Τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη του καιρού και της υδροηλεκτρικής παραγωγής στη βιβλιογραφία	75
6.11.1.	Πρόβλεψη βροχόπτωσης	75
6.11.2.	Πρόβλεψη υδροηλεκτρικής παραγωγής	77
6.11.3.	Προσομοίωση χρονοσειρών.....	78
7.	Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων.....	79
7.1.	Άλλα Μοντέλα πρόβλεψης.....	79
7.1.1.	Γραμμική Παλινδρόμηση.....	79
7.1.2.	Αυτοπαλινδρούμενα Μοντέλα Κινητού Μέσου- Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).....	79
7.2.	Δείκτες σφάλματος	80
7.3.	Επιλογή δεικτών για τη σύγκριση των μεθόδων	85
8.	Ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης	87
8.1.	Δεδομένα εισόδου	87
8.1.1.	Ιστορικά στοιχεία παραγωγής.....	87
8.1.2.	Μετεωρολογικά δεδομένα.....	87
8.1.3.	Στοιχεία ύψους στάθμης ταμιευτήρων	88
8.1.4.	Προβλέψεις ΑΔΜΗΕ	88
8.2.	Προετοιμασία Δεδομένων	89
8.2.1.	Γεωγραφικός διαχωρισμός.....	89
8.2.2.	Περίοδος Πρόβλεψης	90
8.2.3.	Δεδομένα προηγούμενων περιόδων	90
8.2.4.	Διαχωρισμός δεδομένων.....	90
8.3.	Επιλογή Αρχιτεκτονικής Νευρωνικών Δικτύων	90
8.3.1.	Επιλογή μεθόδου.....	90
8.3.2.	Αριθμός κρυφών επιπέδων	90
8.3.3.	Αριθμός κρυφών νευρώνων	91
8.3.4.	Συναρτήσεις Ενεργοποίησης.....	91
8.3.5.	Προβλήματα κατά την ανάπτυξη του μοντέλου	91
9.	Αποτελέσματα	92
9.1.	ΥΗΣ Κρεμαστά	92
9.1.1.	1η ομαδοποίηση δεδομένων	92
9.1.2.	2η ομαδοποίηση δεδομένων	93
9.1.3.	3η ομαδοποίηση δεδομένων	95
9.1.4.	4η ομαδοποίηση δεδομένων	96

9.1.5.	5η ομαδοποίηση δεδομένων	97
9.1.6.	Πρόβλεψη με άλλες στατιστικές μεθόδους	97
9.2.	Συνολικά αποτελέσματα.....	100
9.3.	Σύνοψη.....	102
10.	Συμπεράσματα.....	103
10.1.	Αποτίμηση.....	103
10.2.	Ακρίβεια πρόβλεψης ανά ΥΗΣ	104
10.3.	Η αρχιτεκτονική των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων ανά ΥΗΣ	105
10.4.	Σημαντικότητα δεδομένων εισόδου	106
10.5.	Μελλοντική έρευνα	107
I	Παράρτημα -Το πρόγραμμα IBM-SPSS	109
I.1	Γενικά.....	109
I.2	Ανάπτυξη Νευρωνικών δικτύων μέσω του προγράμματος SPSS.....	109
I.2.1	MultiLayer Perceptron (MLP)	109
I.2.2	Radial Basis Function (RBF)	110
II	Παράρτημα -Αποτελέσματα ανά ΥΗΣ.....	111
II.1	Συγκρότημα Αχελώου	111
II.1.1	Καστράκι.....	111
II.1.2	Στράτος I.....	111
II.2	Συγκρότημα Αλιάκμονα	112
II.2.1	Πολύφυτο	112
II.2.2	Σφηκιά	112
II.2.3	Ασώματα	113
II.2.4	Άγρας.....	113
II.2.5	Εδεσσαίος.....	114
II.3	Συγκρότημα Αράχθου	114
II.3.1	Πηγές Αώου.....	114
II.3.2	Πουρνάρι I	115
II.3.3	Πουρνάρι II	115
II.3.4	Θησαυρός I.....	116
II.3.5	Θησαυρός II.....	116
II.3.6	Θησαυρός III.....	117
II.3.7	Πλατανόβρυση	117
II.4	Πλαστήρας	118
II.5	Λάδωνας.....	118

Βιβλιογραφία 119

Κατάλογος Πινάκων

1-1 Ωριαίες και μέσες ημερήσιες τιμές της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας (Ο.Τ.Σ.) στην Ελλάδα ^[ΑΔΜΗΕ]	13
1-2 Δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας [1]	15
1-3 Κατηγοριοποίηση μεθόδων πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας	16
1-4 Ενεργειακό Μίγμα ανά καύσιμο στην Ελλάδα 2010-2014	18
1-5 Ποσοστά σχετικά με την υδροηλεκτρική παραγωγή	18
1-6 Υποχρεωτική παραγωγή από υδροηλεκτρικούς σταθμούς σε σχέση με τη δημοσιευμένη πρόβλεψη στην Ελλάδα	19
2-1 Μοντέλο mandatory pool	21
2-2 Σχηματική αναπαράσταση λύσης του ΗΕΠ	27
3-7 Δευτερεύουσα εφεδρεία κατά τα τελευταία χρόνια στην Ελλάδα	34
4-4 Η παραγωγή κάθε ΥΗΣ ως ποσοστό της συνολικά παραχθείσας υδροηλεκτρικής ενέργειας ανά μήνα για τα τελευταία χρόνια ^[ΑΔΜΗΕ]	41
Εικόνα 6-1 "Anatomy and Physiology" by the US National Cancer Institute's Surveillance, Epidemiology and End Results (SEER) Program	59
Εικόνα 2-21 Αθροιστής κατά McCulloh και Pitts	61
2-22	62
Εικόνα 2-23 Συνήθεις συναρτήσεις μεταφοράς	63
Εικόνα 2-24 Οι χαρακτηριστικές συναρτήσεις ενός τεχνητού νευρώνα	64
Εικόνα 2-25 Χαρακτηριστικά μεγέθη εγκεφάλου και ηλεκτρονικού υπολογιστή	65
Εικόνα 2-26 Ομαδοποίηση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων βάσει Τοπολογίας	67
Εικόνα 2-27 Μοντέλο feed-forward δικτύου με τρία επίπεδα, δύο νευρώνες εισόδου, τρεις κρυφούς νευρώνες και δύο νευρώνες εξόδου [30]	68
Εικόνα 2-28 Μοντέλο feed-forward δικτύου με συντομεύσεις	68
Εικόνα 2-29 μοντέλο feed back δικτύου όπου η έξοδος κάθε νευρώνα αποτελεί και είσοδό του	69
Εικόνα 2-30 Μοντέλο feed-back δικτύου στο οποίο επιτρέπονται οι συνδέσεις και η ροή πληροφορίας από οποιοδήποτε επίπεδο σε οποιοδήποτε άλλο	69
Εικόνα 2-31 Συναρτήσεις ακτινικού τύπου	72
Εικόνα 2-32 Νευρώνας ADALINE	73
Εικόνα 2-33 Παράδειγμα δικτύου Hopfield	74
Εικόνα 2-34 Ομαδοποίηση δεικτών σφάλματος [52]	85
Εικόνα 2-35 Ομαδοποίηση δεικτών σφάλματος [52]	85
6-17 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων πρόβλεψης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα	100
6-18 Αποτελέσματα πρόβλεψης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα	101
2-19 Υποχρεωτική παραγωγή από υδροηλεκτρικούς σταθμούς σε σχέση με τη δημοσιευμένη πρόβλεψη στην Ελλάδα και τα αποτελέσματα της παρούσας διπλωματικής	101
2-39	107

Περίληψη

Οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας έχουν μετεξελιχτεί παγκοσμίως τα τελευταία χρόνια από κρατικά μονοπώλια σε απελευθερωμένες αγορές. Το βασικό εργαλείο για τον καθορισμό της στρατηγικής όλων των ενδιαφερόμενων μερών είναι η πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Για την πρόβλεψη αυτή χρησιμοποιούνται διάφορες παράμετροι ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε αγοράς. Στην Ελλάδα μία από τις παραμέτρους που επηρεάζει την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας και χρησιμοποιείται στα μοντέλα πρόβλεψης είναι η υποχρεωτική παραγωγή από υδροηλεκτρικά εργοστάσια.

Η πρόβλεψη που δημοσιεύεται σε μηνιαία βάση από τον ΑΔΜΗΕ έχει μεγάλο περιθώριο λάθους και για το λόγο αυτό στα πλαίσια της διπλωματικής αυτής αναπτύχθηκε ένα μοντέλο πρόγνωσης της υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής παραγωγής με τη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Το τελικό μοντέλο που αναπτύχθηκε δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τη δημοσιευμένη πρόβλεψη αλλά και από άλλες μεθόδους που εξετάστηκαν και τα αποτελέσματά του μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα εισόδου σε μοντέλα πρόβλεψης τιμής σε ένα επιχειρηματικό περιβάλλον.

Στο **1^ο Κεφάλαιο** αναλύεται η ανάγκη για πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας, τα μοντέλα που έχουν αναπτυχθεί και οι παράμετροι που χρησιμοποιούν.

Στο **2^ο Κεφάλαιο** γίνεται μια σύντομη παρουσίαση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας της Ελλάδας και των συμμετεχόντων. Εξηγείται αναλυτικά ο τρόπος που λύνεται η προ-ημερήσια (day-ahead) αγορά και το πώς προκύπτει η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας.

Στο **3^ο Κεφάλαιο** παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά των υδροηλεκτρικών σταθμών και των αναγκών που καλύπτουν. Αναλύεται ο πολλαπλός σκοπός τους και οι περιορισμοί στη λειτουργία τους.

Στο **4^ο Κεφάλαιο** εξηγείται ο τρόπος λειτουργίας των υδροηλεκτρικών σταθμών στην Ελλάδα. Επίσης παρουσιάζονται οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί σε λειτουργία με τα χαρακτηριστικά τους.

Στο **5^ο κεφάλαιο** αναλύεται περαιτέρω ο πολλαπλός σκοπός των υδροηλεκτρικών στην Ελλάδα και παρουσιάζονται οι στρατηγικές διαχείρισης των υδατικών αποθεμάτων και ο σκοπός που εξυπηρετούν.

Στο **6^ο Κεφάλαιο** γίνεται μια εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και στον τρόπο λειτουργίας τους. Παρουσιάζονται επίσης παραδείγματα από τη βιβλιογραφία εφαρμογών των ΤΝΔ στην πρόβλεψη βροχοπτώσεων και υδροηλεκτρικής παραγωγής.

Στο **7^ο Κεφάλαιο** παρουσιάζεται η μέθοδος της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης και τα Αυτοπαλινδρούμενα Μοντέλα Κινητού Μέσου τα οποία χρησιμοποιούνται ευρέως για προβλέψεις και με τα οποία συγκρίνονται τα αποτελέσματα που δίνει το μοντέλο που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της διπλωματικής. Επίσης παρουσιάζονται διάφοροι δείκτες λάθους και επιλέγονται αυτοί που θα χρησιμοποιηθούν για τη σύγκριση των μοντέλων.

Στο **8^ο Κεφάλαιο** εξηγείται ο τρόπος που αναπτύχθηκαν τα μοντέλα. Αναλύονται οι μεταβλητές εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν και πώς προετοιμάστηκαν, οι τοπολογίες που εξετάστηκαν και τα προβλήματα που παρουσιάστηκαν.

Στο **9^ο Κεφάλαιο** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα, αναλυτικά για τον ΥΗΣ Κρεμαστών ο οποίος αποτελεί το σταθμό με τη μεγαλύτερη παραγωγή και στη συνέχεια συνολικά για όλους τους σταθμούς.

Στο **10^ο Κεφάλαιο** παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν κατά την ανάπτυξη του μοντέλου.

Στο **Παράρτημα I** γίνεται μια σύντομη παρουσίαση του προγράμματος SPSS και της δυνατότητας που δίνει για πρόβλεψη μέσω Νευρωνικών Δικτύων.

Στο **Παράρτημα II** παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα για όλους τους ΥΗΣ.

Abstract

Electricity markets have evolved during the last decades from vertical integrated state-owned monopolies to competitive markets. The defining factor to each market's participant strategy is the electricity price forecast. Various price forecasting methods have been developed taking into account a variety of factors. In Greece a factor that influences energy price and is used at price forecasting is the mandatory hydro injection. The published forecast of the mandatory hydro injection on a monthly basis by IPTO is not accurate enough.

This thesis set out to develop a model based on artificial neural networks was developed in order to produce a more accurate forecast for hydro mandatory injection. The final produced results are more accurate not only than the published scenarios but also than the results from multiple regression and autoregressive integrated moving average models. The results are suitable to be used as input data to price forecasting models in a business environment.

In **Chapter 1** the necessity for price forecasting and the various price forecasting methods are explained.

Chapter 2 conducts a brief analysis of the Greek energy market and its stakeholders. A thorough analysis of the day-ahead market algorithm that results to the daily System Marginal Price is also conducted.

Chapter 3 presents the characteristics of hydroelectric stations and their purpose.

In the **4th Chapter** the Greek hydroelectric plants and their operation scheme are presented.

Chapter 5 presents the other uses of hydro plants apart from electricity generation in order to understand the strategy of water resources management.

In the **6th Chapter** the basic principles of Artificial Neural Networks are presented. A brief presentation of the use of ANN in the bibliography for precipitation and hydro production forecasting is also presented at the end of the chapter.

In the **7th Chapter** other forecasting methods such as multiple regression and autoregressive integrated moving average models are being presented.

In the **8th Chapter** the development of the model is analyzed. The various input factors and topologies that have been used are thoroughly explained along with the limitations of the model.

In the **9th Chapter** the analytic results for the hydro plant of Kremasta which is the plant with the larger production are being presented and thereafter the total results for the sum of the stations.

In the **10th Chapter** the conclusions of this thesis are presented.

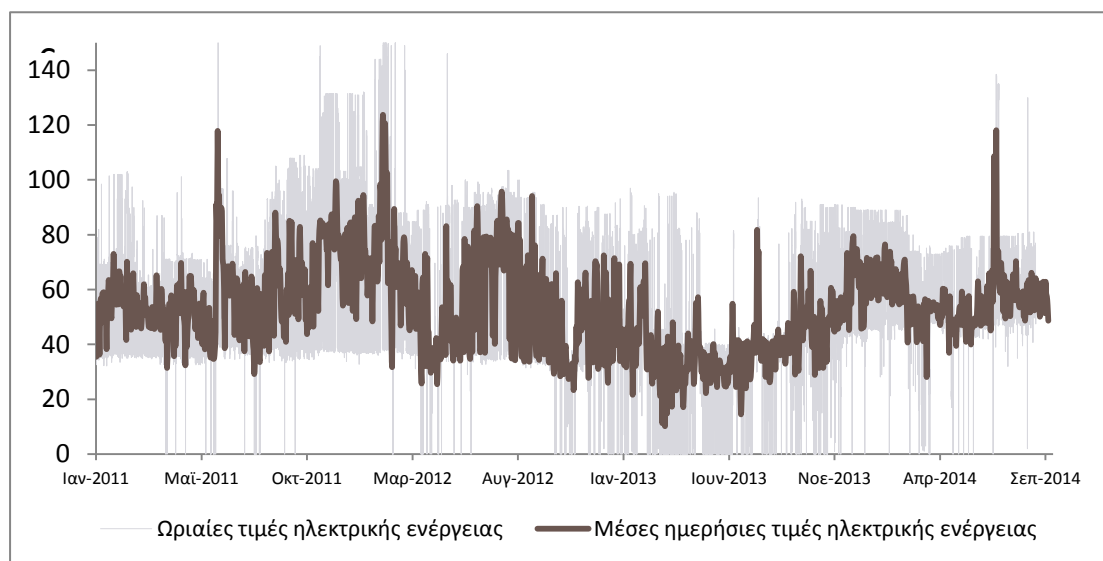
Appendix-I includes a brief presentation of the SPSS program and its features.

In **Appendix-II** the reader can find the analytic results per plant.

1. Εισαγωγή

Η ηλεκτρική ενέργεια είναι αναπόσπαστο κομμάτι του σύγχρονου τρόπου ζωής. Σχεδόν σε όλον τον κόσμο οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας λειτούργησαν κατά τον 20^ο αιώνα ως κρατικά μονοπώλια. Οι πρώτες αποκρατικοποιήσεις έγιναν στη Χιλή στην αρχή της δεκαετίας του 1980 και στη συνέχεια στην Αργεντινή με μικτά αποτελέσματα. Το 1990 η Μ.Thatcher ιδιωτικοποίησε τις βρετανικές κρατικές εταιρείες ηλεκτρικής ενέργειας και ανέθεσε την εποπτεία της αγοράς σε μια ανεξάρτητη ρυθμιστική αρχή. Το μοντέλο του Ηνωμένου Βασιλείου ακολούθησαν και άλλες χώρες της Κοινοπολιτείας και της Ευρώπης. Στα τέλη της δεκαετίας του 1990 πολλές περιοχές των ΗΠΑ προχώρησαν σε απελευθέρωση των αγορών.

Σήμερα δεν υπάρχει παγκόσμια αποδεκτός τρόπος λειτουργίας μιας αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και εφαρμόζονται παραλλαγές κάποιων βασικών μοντέλων. Ακόμα και στην Ευρώπη βλέπουμε τις αγορές να λειτουργούν με διαφορετικούς τρόπους αν και κάποιες εθνικές αγορές έχουν ενοποιηθεί και υπάρχει σχέδιο για πανευρωπαϊκή ενοποίηση των αγορών. Είναι γενικά αποδεκτό πως η διασύνδεση μεταξύ κρατών και οι ανταλλαγές ενέργειας μειώνουν το κόστος και αυξάνουν την αξιοπιστία του συστήματος.



1-1 Ωριαίες και μέσες ημερήσιες τιμές της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας (Ο.Τ.Σ.) στην Ελλάδα [ΑΔΜΗΕ]

Η ηλεκτρική ενέργεια αποτελεί ένα εμπόρευμα το οποίο μπορεί να αγοραστεί και να πωληθεί. Έχει όμως κάποια μοναδικά χαρακτηριστικά τα οποία την ξεχωρίζουν από άλλα εμπορεύματα Δεν αποθηκεύεται κατά αποδοτικό τρόπο και η παραγωγή της πρέπει κάθε στιγμή να καλύπτει την κατανάλωση. Η ζήτηση για ηλεκτρική ενέργεια είναι ιδιαίτερα ανελαστική ως προς την τιμή της σε βραχυχρόνιο ορίζοντα. Επίσης οι αγορές ηλεκτρικής

ενέργειας είναι γενικά πρώην κρατικά μονοπώλια όπου συχνά δεν έχουν ολοκληρωθεί όλες οι μεταρρυθμίσεις προς την απελευθέρωση. [1] Εξαιτίας όλων των παραπάνω οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας λειτουργούν με μοναδικό τρόπο και η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας στην χονδρεμπορική αγορά παρουσιάζει μεγάλη μεταβλητότητα και εκρηκτικότητα.

1.1. Η ανάγκη για πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας

Σε μια απελευθερωμένη αγορά ενέργειας τη θέση του κρατικού μονοπωλίου έχουν πάρει διάφοροι παίκτες με αντικρουόμενα κατά περιπτώσεις συμφέροντα. Έχουμε τους εποπτικούς φορείς και διαχειριστές, τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας οι οποίοι πωλούν στους τελικούς καταναλωτές, τους παραγωγούς ηλεκτρικής ενέργειας από διάφορα καύσιμα και τους εμπόρους ενέργειας οι οποίοι μπορεί να πραγματοποιούν εισαγωγές-εξαγωγές ενέργειας ή να διαχειρίζονται μακροπρόθεσμα συμβόλαια ενέργειας.

Η βάση της στρατηγικής όλων των ενδιαφερόμενων μερών είναι η πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας. Μια εταιρεία προμήθειας θα καθορίσει την τιμολογιακή της πολιτική βάσει της πρόβλεψης της τιμής ενώ μια εταιρεία παραγωγής θα αποφασίσει για τη στρατηγική προσφορών βάσει της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης και για μελλοντικές επενδύσεις και μακροχρόνια συμβόλαια αγοράς καυσίμων βάσει της μακροχρόνιας πρόβλεψης. Τα περιθώρια κέρδους ειδικά στην προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας είναι ιδιαίτερα μικρά και η ανάγκη για σωστή πρόβλεψη της τιμής επιτακτική. Οι έμποροι από την άλλη βάσει της πρόβλεψης διαπραγματεύονται τα συμβόλαια ενέργειας. Ακραίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας μπορούν να οδηγήσουν σε μεγάλες οικονομικές απώλειες για κάποιο από τα μέρη και αντίστοιχα σε μεγάλα κέρδη για άλλα. Από τη μεριά τους οι εποπτικές αρχές μπορούν να πραγματοποιούν τις δικές τους προβλέψεις για να αξιολογούν τη λειτουργία της αγοράς και να εντοπίζουν τυχόν προβλήματα διασφάλισης επαρκούς ισχύος στο μέλλον.

Γενικά τα μοντέλα πρόβλεψης της τιμής που προτείνονται στη βιβλιογραφία [2] [3]αφορούν βραχυπρόθεσμες, μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Οι βραχυπρόθεσμες αφορούν διάστημα από μερικά λεπτά ως μερικές μέρες και σε αυτές βασίζονται οι ημερήσιες αποφάσεις των ενδιαφερόμενων μερών. Οι μεσοπρόθεσμες αφορούν διάστημα μερικών ημερών έως μερικών μηνών και χρησιμοποιούνται κυρίως για οικονομικές αναλύσεις όπως προβλέψεις ταμειακών ροών, διαχείριση κινδύνου και τιμολόγηση παραγωγών. Οι μακροπρόθεσμες αφορούν διάστημα μηνών, τριμήνων ή και ετών και γενικά χρησιμοποιούνται για αξιολόγηση επενδυτικών σχεδίων και προγραμματισμό. [2]

1.2. Παράγοντες που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζει εκρηκτική συμπεριφορά και επηρεάζεται από πολλούς και διαφορετικής φύσης παράγοντες.

Η τιμή της ενέργειας επηρεάζεται από την ημέρα (εργάσιμη ή μη), την ώρα (αιχμής ή μη-αιχμής), την εποχή (χειμώνας- καλοκαίρι).

Ο παράγοντας που χρησιμοποιείται περισσότερο από όλους τους ερευνητές είναι οι προηγούμενες τιμές της ενέργειας, ανάλογα με το χρονικό διάστημα που εξετάζεται. Σημαντικό ρόλο παίζει η ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας της οποίας η πρόβλεψη είναι σχετικά πιο εύκολη βραχυπρόθεσμα (αλλά όχι στιγμιαία). Μακροπρόθεσμα η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζεται από την πορεία της οικονομίας. Στη συνέχεια εξετάζεται η διαθεσιμότητα των μονάδων παραγωγής βάσει των καυσίμων τους, του κόστους καυσίμου τους και της στρατηγικής προσφορών τους. Οι μονάδες που εντάσσονται κατά προτεραιότητα στο σύστημα λαμβάνονται υπόψη. Πολλά μοντέλα έχουν ως είσοδο την πρόβλεψη της θερμοκρασίας, προβλέψεις για τις τιμές των καυσίμων και δικαιωμάτων CO₂. [3]

Τα μοντέλα πρόβλεψης που είτε παρουσιάζονται στη βιβλιογραφία ή χρησιμοποιούνται από εμπορικά προγράμματα έχουν ως εισόδους τους συνδυασμό των παρακάτω παραγόντων οι οποίοι μπορούν να χωριστούν σε πέντε κατηγορίες [1]:

1. Χαρακτηριστικά της αγοράς
2. Μη στρατηγικές αβεβαιότητες
3. Άλλες στοχαστικές αβεβαιότητες
4. Δείκτες συμπεριφοράς
5. Προσωρινές συνθήκες

Class	Input variable	Time period whose data is used as input
C1	(1) Historical load (2) System load rate, (3) imports/exports, (4) capacity excess/shortfall (5) Historical reserves (6) Nuclear, (7) thermal, (8) hydro generation, (9) generation capacity, (10) net-tie flows, (11) MRR, (12) system's binding constraints, (13) line limits (14) Past MCQ (market-clearing quantity)	f(load); (d - m, t), m = 1, 2, 3, 4, 7, 14, 21, 28 (d, t), (d, t - 1), (d - 1, t), (d - 2, t), (d - 7, t) (d, t - 2), (d, t - 1), (d, t)
C2	(15) Forecast load (16) Forecast reserves, (17) temperature, (18) dew point temperature, (19) weather, (20) oil price, (21) gas price, (22) fuel price	(d - 1, t) (d, t - 2), (d, t - 1), (d, t) (d, t)
C3	(23) Generation outages, (24) line status, (25) line contingency information, (26) congestion index	(d, t)
C4	(27) Historical prices (28) Demand elasticity, (29) bidding strategies, (30) spike existence index, (31) ID flag	f(price); (d - m, t - n), m = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 14, 21, 28, 364 and n = 0, 1, 2, 3, 4, (d, t)
C5	(32) Settlement period, (33) day type, (34) month, (35) holiday code, (36) Xmas code, (37) clock change, (38) season, (39) summer index, (40) winter index	(d, t)

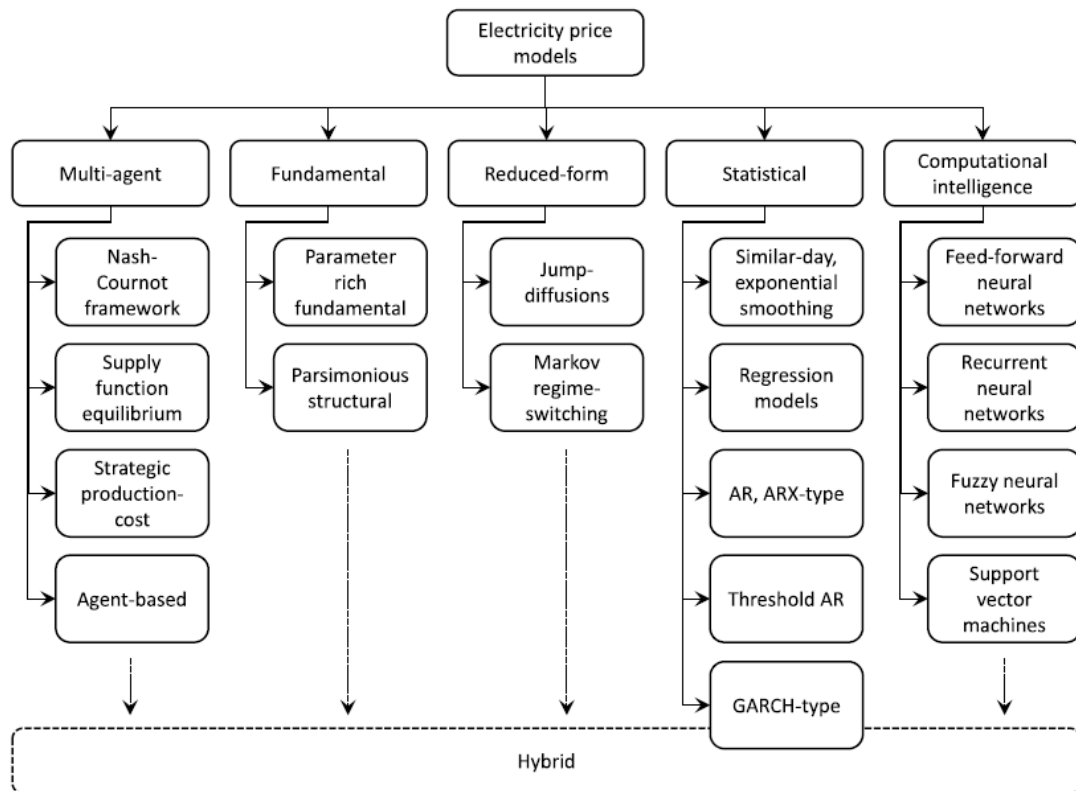
1-2Δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας [1]

Στην αγορά κυκλοφορούν διάφορα έτοιμα προγράμματα για πρόβλεψη τιμής όπως το PLEXOS Integrated Energy Model και το SAS Energy Forecasting τα οποία είναι προσαρμοσμένα σε συγκεκριμένες αγορές του εξωτερικού. Κυκλοφορούν επίσης διάφορα προγράμματα (tools) τα οποία χρησιμοποιώντας περιβάλλοντα όπως το MATLAB, το SPSS ή και το ECXEL είναι πιο εύκολα παραμετροποιήσιμα ώστε να μπορούν προσαρμοστούν στη νομοθεσία και στις συνθήκες που επικρατούν σε κάθε χώρα. Στην Ελλάδα όπου η αγορά είναι μικρή οι εταιρείες αγοράζουν custom-made λύσεις οι οποίες ταιριάζουν στις ανάγκες τους. Καθώς η νομοθεσία αλλάζει συχνά είναι σημαντικό για τους παίκτες της αγοράς να μπορούν να τροποποιούν τα μοντέλα τους σε σύντομο διάστημα χωρίς μεγάλο κόστος.

1.3. Μέθοδοι πρόβλεψης τιμής ηλεκτρικής ενέργειας

Στη βιβλιογραφία άρχισαν να εμφανίζονται μέθοδοι πρόβλεψης της τιμής της ενέργειας πλην ελάχιστων εξαιρέσεων από το 2000 και μετά και από τότε το ενδιαφέρον εντείνεται παράλληλα με την πρόοδο της απελευθέρωσης των αγορών.

Τα μοντέλα που παρουσιάζονται στη βιβλιογραφία μπορούν να χωριστούν σε τέσσερις κατηγορίες όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα. [2]



1-3-Κατηγοριοποίηση μεθόδων πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας

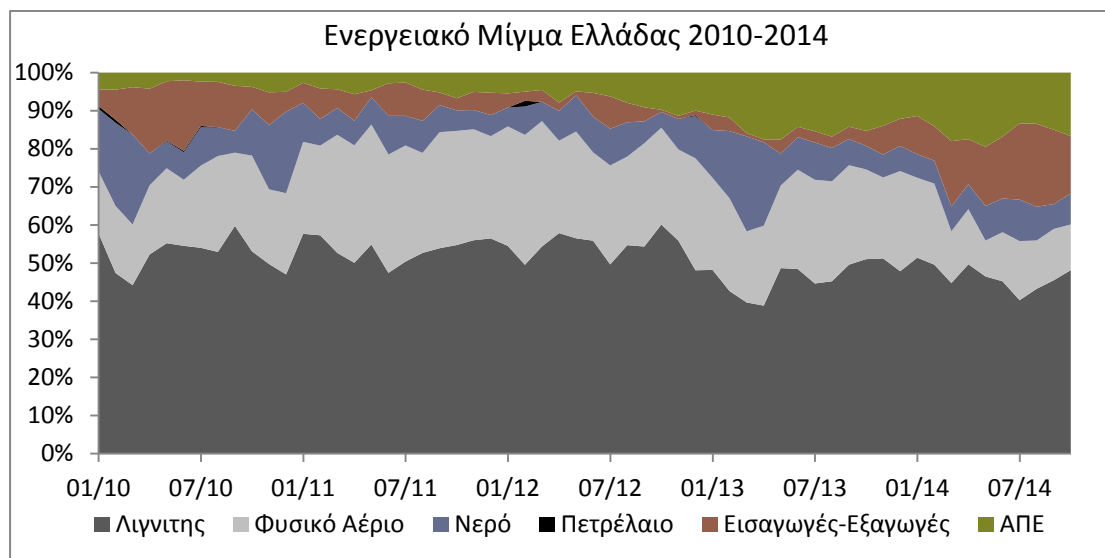
Στην αγορά κυκλοφορούν διάφορα προγράμματα βραχυπρόθεσμης και μακροπρόθεσμης πρόβλεψης τιμής τα οποία στηρίζονται σε κάποιες παραδοχές. Επειδή οι εθνικές αγορές εκτός από κάποιες ενοποιημένες στην Ευρώπη και στις ΗΠΑ έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά τα προγράμματα αυτά είναι συνήθως προσαρμοσμένα στις εθνικές συνθήκες και στην εθνική νομοθεσία.

Τα προγράμματα αυτά δέχονται μια σειρά από δεδομένα εισόδου όπως εξηγήθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Η επιτυχία της πρόβλεψης εξαρτάται προφανώς από την ποιότητα των δεδομένων και των παραδοχών που τροφοδοτούν το πρόγραμμα.

Αυτές μπορεί να αφορούν την εξέλιξη της ζήτησης, τις τιμές των καυσίμων και τις διαθεσιμότητες των μονάδων. Σε μια χώρα όπως η Ελλάδα, όπου σημαντικό μέρος της παραγόμενης ενέργειας προέρχεται από υδροηλεκτρικούς σταθμούς, η παραγωγή αυτή μπορεί να επηρεάζει κατά πολύ τη συμπεριφορά της τιμής της ενέργειας. Η πρόβλεψη της υδροηλεκτρικής παραγωγής είναι λοιπόν απαραίτητη πριν προχωρήσει κάποιος στην πρόβλεψη της τιμής της ενέργειας.

1.4. Η σημασία της υποχρεωτικής έγχυσης υδάτων στην πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω και θα γίνει σαφέστερο στην ανάλυση της ελληνικής αγοράς ενέργειας οι μονάδες που εντάσσονται κατά προτεραιότητα στο σύστημα επηρεάζουν την τιμή της ενέργειας και για το λόγο αυτό χρησιμοποιούνται ως δεδομένο εισόδου στα προγράμματα πρόβλεψης. Τέτοιες μονάδες είναι οι ΑΠΕ και η υποχρεωτική παραγωγή από υδροηλεκτρικούς σταθμούς.



1-4-Ενεργειακό Μίγμα ανά καύσιμο στην Ελλάδα 2010-2014

Στην Ελλάδα το ποσοστό της ενέργειας το οποίο καλύπτεται από υδροηλεκτρική ενέργεια κυμαίνεται γενικά από 8% ως 14% ανάλογα με το έτος. Από αυτή την παραγωγή ένα μεγάλο μέρος προκύπτει από υποχρεωτικές εγχύσεις υδάτων σε υδροηλεκτρικές μονάδες οι οποίες εντάσσονται στο σύστημα κατά προτεραιότητα.

	Ποσοστό της Υδροηλεκτρικής παραγωγής ως προς τη συνολική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας στο σύστημα	Ποσοστό της υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής παραγωγής ως προς τη συνολική υδροηλεκτρική παραγωγή
2011	8,1%	61,1%
2012	8,7%	76,4%
2013	13,9%	92,6%
2014	11,5%	64,3%

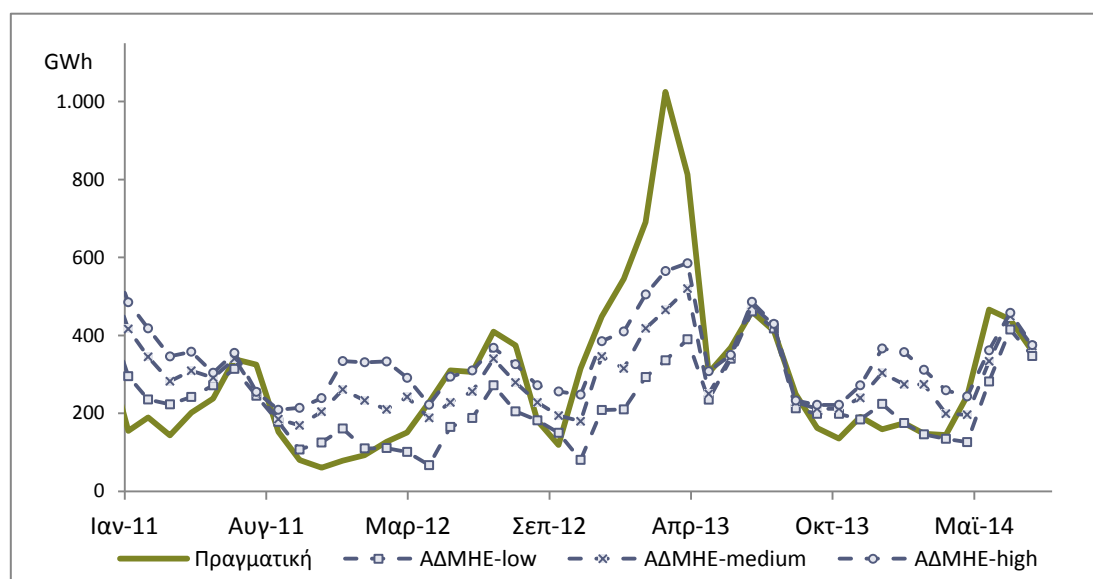
1-5-Ποσοστά σχετικά με την υδροηλεκτρική παραγωγή

Η τιμή της ενέργειας ισούται όπως θα δούμε και παρακάτω με την προσφορά της πιο ακριβής μονάδας που κλήθηκε για να καλυφθεί η ζήτηση για ενέργεια. Η αύξηση της υποχρεωτικής παραγωγής από υδροηλεκτρικούς σταθμούς μπορεί να «εκτοπίσει» μια ακριβή μονάδα πετρελαίου, φυσικού αερίου ή εισαγωγές μειώνοντας έτσι την τιμή της ενέργειας. Αντίστοιχα η μείωσή της θα προκαλέσει την ένταξη στο σύστημα ακριβών μονάδων αυξάνοντας την ενέργεια. Ο μηχανισμός αυτός θα αναλυθεί στη συνέχεια μαζί με τη λειτουργία της ελληνικής αγοράς ενέργειας.

Για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της τιμής της αγοράς στην Ελλάδα υπάρχουν πολλά διαθέσιμα δεδομένα από τον ΑΔΜΗΕ όπως η πρόβλεψη φορτίου, η πρόβλεψη παραγωγής

από ΑΠΕ, η διαθεσιμότητα των μονάδων και των διασυνδέσεων και η υποχρεωτική έγχυση υδάτων από τους υδροηλεκτρικούς σταθμούς.

Όσον αφορά όμως τη μεσοπρόθεσμη και τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη ο ενδιαφερόμενος πρέπει να κάνει πολλές παραδοχές καθώς δεν υπάρχουν αρκετά διαθέσιμα στοιχεία και όσα υπάρχουν αποτελούν επίσης προβλέψεις. Υπάρχει διαθέσιμο πρόγραμμα συντήρησης των μονάδων το οποίο υπόκειται σε πολλές αλλαγές κατά τη διάρκεια του έτους, πρόβλεψη εξέλιξης της εγκατεστημένης ισχύος των ΑΠΕ η οποία όμως μπορεί να επηρεαστεί από αλλαγές στη νομοθεσία και πρέπει με τη σειρά της να μεταφραστεί σε πρόβλεψη παραγωγής. Δημοσιεύεται επίσης πρόγραμμα αναμενόμενων εισροών στους ταμιευτήρες των υδροηλεκτρικών σταθμών και πρόβλεψη υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής παραγωγής σύμφωνα με τρία σενάρια χαμηλό-μέσο και υψηλό. Η πρόβλεψη αυτή όμως όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα συχνά απέχει από τις πραγματικές τιμές επηρεάζοντας την ποιότητα της πρόβλεψης της τιμής. Ο ΑΔΜΗΕ δεν ανακοινώνει τη μέθοδο που χρησιμοποιεί για την εξαγωγή της πρόβλεψης αυτής ούτε τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιεί.



1-6-Υποχρεωτική παραγωγή από υδροηλεκτρικούς σταθμούς σε σχέση με τη δημοσιευμένη πρόβλεψη στην Ελλάδα

Οι δυσκολίες στη διενέργεια της πρόβλεψης αυτής πέρα από το στοχαστικό χαρακτήρα των κατακρημνίσεων του νερού και τους υπερετήσιους υδρολογικούς κύκλους είναι ότι τα μεγάλα υδροηλεκτρικά έργα στη χώρα μας λειτουργούν ως έργα πολλαπλού σκοπού καλύπτοντας πολλές ανάγκες ταυτόχρονα. Η διαχείριση έτσι των υδατικών αποθεμάτων γίνεται από πολλά ενδιαφερόμενα μέρη με αντικρουόμενα πολλές φορές συμφέροντα, χωρίς σαφώς ορισμένο τρόπο.

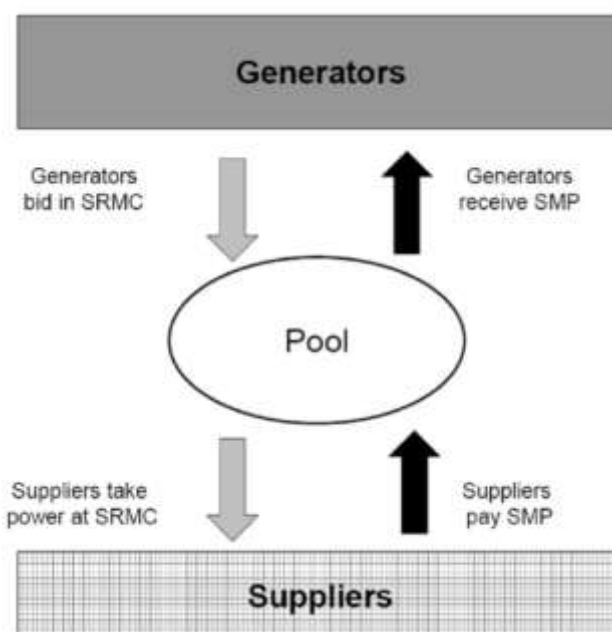
Σκοπός της διπλωματικής αυτής είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου πρόβλεψης της υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής παραγωγής το οποίο να δίνει πιο αξιόπιστα αποτελέσματα από τα διαθέσιμα δημοσιευμένα δεδομένα. Το μοντέλο αυτό θα πρέπει να είναι αξιόπιστο, γρήγορο και απλό στην εφαρμογή και στη μετατροπή του ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε επιχειρηματικό περιβάλλον. Τα αποτελέσματα αυτά στη συνέχεια μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένο εισόδου για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.

2. Η ελληνική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας

2.1. Η απελευθέρωση της αγοράς ενέργειας

Η Κοινοτική Οδηγία 96/92 όρισε τον τρόπο λειτουργίας της απελευθερωμένης αγοράς ενέργειας στις χώρες της Ε.Ε. Η Ελλάδα αναρμονίστηκε με την οδηγία αυτή το 1999 με το Ν. 2773/1999 με τον οποίο συστάθηκε η Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας, ο Διαχειριστής του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ενέργειας και ορίστηκαν οι διαδικασίες για να λάβει κάποιος άδεια παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας και άδεια προμήθειας. Τέθηκαν οι πρώτοι κανόνες για το πλαίσιο παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ και ορίστηκε η διαδικασία για να μετατραπεί η ΔΕΗ σε Ανώνυμη Εταιρεία. Ο νόμος 2773/1999 τροποποιήθηκε το 2003 δίνοντας δικαίωμα επιλογής προμηθευτή σε όλους τους καταναλωτές εκτός των οικιακών και το 2011 διαχωρίζοντας τον ΔΕΣΜΗΕ σε ΑΔΜΗΕ και ΛΑΓΗΕ με αρμοδιότητες που θα δούμε στη συνέχεια.

Το μοντέλο της αγοράς που έχει επιλεγεί για την Ελλάδα είναι αυτό της Κεντρικά Οργανωμένης Αγοράς-mandatory pool [4]. Στην προθεσμιακή αγορά της επόμενης μέρας συναλλάσσεται το σύνολο της ενέργειας και δεν προβλέπονται διμερή συμβόλαια μεταξύ παραγωγών και προμηθευτών ενέργειας. Ο Λειτουργός της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας είναι αρμόδιος για τη διενέργεια του Ημερήσιου Ενεργειακού Προγραμματισμού (ΗΕΠ) και ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας είναι αρμόδιος για το πρόγραμμα κατανομής των μονάδων.



2-1-Μοντέλο mandatory pool

Το μοντέλο αυτό επιλέχθηκε ως ένα ενδιάμεσο μοντέλο κυρίως λόγω των ιδιαιτεροτήτων της ελληνικής αγοράς. Πριν την απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας υπήρχε μία πλήρως καθετοποιημένη εταιρεία (ΔΕΗ) η οποία έλεγχε όλους τους τομείς της ηλεκτρικής ενέργειας (παραγωγή, μεταφορά, διανομή, προμήθεια). Με την πρόοδο της απελευθέρωσης της αγοράς ιδρύθηκαν η ΡΑΕ και ο ΛΑΓΗΕ, ο ΑΔΜΗΕ και ο ΔΕΔΔΗΕ οι οποίοι προέκυψαν από τμήματα της ΔΕΗ. Είχαμε επίσης την είσοδο εταιρειών στην παραγωγή και στην προμήθεια.

Παρόλη την πρόοδο της απελευθέρωσης η ΔΕΗ ΑΕ εξακολουθεί να έχει κυρίαρχο ρόλο στην αγορά. Το Σεπτέμβριο του 2014 η παραγωγή της ΔΕΗ ΑΕ αποτέλεσε το 74,34% της συνολικής παραγωγής, το 22,18% καλύφθηκε από Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και το υπόλοιπο 3,48% από μονάδες φυσικού αερίου ιδιωτών. Στον τομέα της προμήθειας η ΔΕΗ αντιπροσωπεύει το 96,66% των πελατών. Βασικό χαρακτηριστικό της ελληνικής αγοράς είναι ότι μόνο η ΔΕΗ έχει πρόσβαση σε λιγνιτικά και σε υδροηλεκτρικά εργοστάσια. Οι ιδιώτες παραγωγοί αλλά και οι μεγάλες βιομηχανίες ζητούν πρόσβαση σε αυτές τις φθηνές πηγές ενέργειας. Επίσης όπως θα δούμε και αναλυτικά παρακάτω οι ΑΠΕ δε συμμετέχουν στην αγορά αλλά εντάσσονται στο σύστημα κατά προτεραιότητα. Η μεγάλη αύξηση της παραγωγής των ΑΠΕ τα τελευταία χρόνια έχει αλλάξει το ενεργειακό μίγμα της χώρας και έχει αυξήσει την ανάγκη για ευέλικτες μονάδες. Επίσης δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι λόγω του μεγάλου αριθμού των νησιών με αυτόνομο ηλεκτρικό δίκτυο και μονάδες πετρελαίου αυξάνεται το συνολικό κόστος της ενέργειας.

Αυτή τη στιγμή η Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας έχει θέσει υπό διαβούλευση σχέδιο για την μετεξέλιξη του τρόπου λειτουργίας της αγοράς ενέργειας και για την ενοποίησή της με μια ενιαία ευρωπαϊκή αγορά τα επόμενα χρόνια. Κοινά αιτήματα όλων των συμμετεχόντων της αγοράς είναι η επίτευξη της διαφάνειας και της εύρυθμης λειτουργίας της αγοράς αλλά και η απαλλαγή του λογαριασμού του ηλεκτρικού ρεύματος από όλους τους φόρους που το επιβαρύνουν ώστε να είναι σαφές το πραγματικό κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας.

2.2. Το ηλεκτρικό σύστημα της Ελλάδας

Το ηλεκτρικό σύστημα της Ελλάδας διακρίνεται στο Εθνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα και στο Νησιωτικό Σύστημα. Στην παρούσα διπλωματική θα εξεταστεί μόνο η λειτουργία του ΕΔΣ.

Το μεγαλύτερο μέρος της παραγόμενης ενέργειας προέρχεται από λιγνιτικές μονάδες τις οποίες διαχειρίζεται αποκλειστικά η ΔΕΗ ΑΕ. Την παραγωγή συμπληρώνουν οι υδροηλεκτρικές μονάδες της ΔΕΗ, οι μονάδες Φυσικού Αερίου ΔΕΗ και ιδιωτών, οι μονάδες ΑΠΕ και οι εισαγωγές ενέργειας. Η χώρα είναι διασυνδεδεμένη με την Αλβανία, τη ΠΓΔΜ, τη Βουλγαρία και την Τουρκία μέσω γραμμών υψηλής AC τάσης και με την Ιταλία μέσω υποβρυχίου καλωδίου HVDC. Υπάρχουν επίσης μονάδες πετρελαίου οι οποίες βρίσκονται σε καθεστώς ψυχρής εφεδρείας και δεν έχουν λειτουργήσει τα τελευταία χρόνια. [5]

Το ενεργειακό μίγμα της χώρας έχει αλλάξει κατά πολύ τα τελευταία χρόνια με την κατασκευή των μονάδων ΦΑ, τη μεγάλη διείσδυση των ΑΠΕ και την κατασκευή διασυνδέσεων με τις γείτονες χώρες. Τα τελευταία χρόνια η επίδραση της μη ελεγχόμενης παραγωγής από ΑΠΕ έχει αρχίσει να επηρεάζει τη λειτουργία του Συστήματος και να διαμορφώνει νέα δεδομένα και ανάγκες. Επίσης η σταδιακή απελευθέρωση της αγοράς και η είσοδος νέων παικτών έχει δημιουργήσει την ανάγκη για πιο διαφανή λειτουργία της.

2.3. Συμμετέχοντες στην Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας (ΡΑΕ) [4]

Η Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας (ΡΑΕ) είναι ανεξάρτητη ρυθμιστική αρχή, η οποία συστήθηκε με το Ν.2773/1999, στο πλαίσιο εναρμόνισης με τις Οδηγίες 2003/54/ΕΚ και 2003/55/ΕΚ για τον ηλεκτρισμό και το φυσικό αέριο, με κύρια αρμοδιότητά της να εποπτεύει την εγχώρια αγορά ενέργειας, σε όλους τους τομείς της, εισηγούμενη προς τους αρμόδιους φορείς της Πολιτείας και λαμβάνοντας η ίδια μέτρα για την επίτευξη του στόχου της απελευθέρωσης των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου.

Λειτουργός Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΛΑΓΗΕ) [6]

Ο ΛΑΓΗΕ εφαρμόζει τους κανόνες για τη λειτουργία της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας σύμφωνα με τις διατάξεις του νόμου 4001/2011 και των κατ' εξουσιοδότηση αυτού εκδιδόμενων πράξεων και ιδίως τον Ημερήσιο Ενεργειακό Προγραμματισμό (ΗΕΠ).

Στα πλαίσια της διενέργειας του ΗΕΠ είναι υπεύθυνος για τα εξής:

- Προγραμματίζει τις εγχύσεις ηλεκτρικής ενέργειας στο ΕΣΜΗΕ, καθώς και τις απορροφήσεις ηλεκτρικής ενέργειας σε αυτό, κατά τα προβλεπόμενα στον Κώδικα Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας.
- Υπολογίζει την Οριακή Τιμή Συστήματος.
- Εκκαθαρίζει τις συναλλαγές στο πλαίσιο του Ημερήσιου Ενεργειακού Προγραμματισμού.

Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ) [7]

Ως Διαχειριστής του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΕΣΜΗΕ) ο ΑΔΜΗΕ έχει σαν αποστολή τη διασφάλιση του εφοδιασμού της χώρας με ηλεκτρική ενέργεια με τρόπο ασφαλή, αποδοτικό και αξιόπιστο, προωθώντας την ανάπτυξη του ελεύθερου ανταγωνισμού στην Ελληνική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και εξασφαλίζοντας την ισότιμη μεταχείριση των Χρηστών του ΕΣΜΗΕ.

Ο ΑΔΜΗΕ Α.Ε. είναι 100% θυγατρική της ΔΕΗ Α.Ε., πλήρως ανεξάρτητος λειτουργικά και διοικητικά, έχοντας ουσιαστικές εξουσίες λήψης αποφάσεων. Αυτή την περίοδο ολοκληρώνονται οι διαδικασίες για την πώληση του πλειοψηφικού πακέτου των μετοχών του σε ιδιώτη επενδυτή.

Ο ΑΔΜΗΕ δημοσιεύει όλα τα σχετικά με τη λειτουργία της αγοράς δεδομένα σε ημερήσια, εβδομαδιαία και μηνιαία βάση.

Προμηθευτές

Το 2004 αναγνωρίστηκε το δικαίωμα για όλους τους καταναλωτές πλην των οικιακών στην επιλογή προμηθευτή ηλεκτρικής ενέργειας. Για τους οικιακούς καταναλωτές του διασυνδεδεμένου συστήματος η επιλογή δόθηκε το 2007 για τους καταναλωτές των μη διασυνδεδεμένων νησιών το 2014. Στην Ελλάδα ο μεγαλύτερος προμηθευτής είναι η ΔΕΗ με ποσοστό 96,37% ενώ στην προμήθεια δραστηριοποιούνται άλλες έξι εταιρείες. [8]

Παραγωγοί

Η ΔΕΗ κατέχει το 100% των λιγνιτικών και των μεγάλων υδροηλεκτρικών σταθμών της χώρας και μονάδες με καύσιμο το φυσικό αέριο και το πετρέλαιο. Υπάρχουν άλλες έξι εταιρείες οι οποίες διαθέτουν μονάδες φυσικού αερίου. Ο ΛΑΓΗΕ καταθέτει ημερήσιες προσφορές εκ μέρους των παραγωγών ενέργειας από ΑΠΕ.

Έμποροι

Οι έμποροι ηλεκτρικής ενέργειας μπορούν να πραγματοποιούν εισαγωγές και εξαγωγές ενέργειας μέσω των διασυνδέσεων και εφόσον εξασφαλίζουν δικαιώματα επί αυτών. Εκτός από τις εταιρείες προμήθειας που έχουν επίσης το δικαίωμα αυτό υπάρχουν άλλες οκτώ εταιρείες με ενεργή άδεια εμπορίας στην Ελλάδα.

Μεγάλοι Βιομηχανικοί Καταναλωτές

Ακόμα δεν έχουν πρόσβαση στην χονδρεμπορική αγορά ενέργειας. Αυτό αναμένεται να αλλάξει μέσα στο 2015 δίνοντας το δικαίωμα σε μεγάλους βιομηχανικούς πελάτες να συμμετέχουν απευθείας σε δημοπρασίες φθηνής λιγνιτικής και υδροηλεκτρικής ενέργειας (NOME).

2.4. Ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός (ΗΕΠ)

2.4.1. Ημερήσια Χονδρεμπορική Αγορά Ενέργειας

Στην ημερήσια χονδρεμπορική αγορά ενέργειας (day-ahead market) συναλλάσσεται το σύνολο της ηλεκτρικής ενέργειας που παράγεται και καταναλώνεται. Αυτή τη στιγμή

συντονίζονται από τη ΡΑΕ μια σειρά από δημόσιες διαβουλεύσεις για την αλλαγή αυτού του μοντέλου αγοράς. Τα επόμενα χρόνια αναμένονται ριζικές αλλαγές στον τρόπο που λειτουργεί η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. [9]

2.4.2. Είδη προσφορών στον ΗΕΠ

Αν και ο βασικός τρόπος λειτουργίας του ΗΕΠ είναι αυτός που αναλύθηκε παραπάνω υπάρχουν κάποιες ειδικές περιπτώσεις οι οποίες επηρεάζουν τη λύση του αλγόριθμου.

Έγχυση στο σύστημα

1. Προσφορές Παραγωγών από θερμικές μονάδες

Οι θερμικές μονάδες καταθέτουν προσφορές σε ζεύγη ποσότητας-τιμής όπως αναφέρθηκε πριν.

2. Προσφορές από Εισαγωγείς

Οι εισαγωγείς υποβάλλουν προσφορές σε ζεύγη ποσότητας-τιμής. Η τιμή για κάθε ποσότητα ενδέχεται να είναι μηδενική σε περίπτωση που οι εισαγωγές αφορούν μακροχρόνια συμβόλαια ή αγορές στις οποίες δεν υπάρχει δευτερεύουσα αγορά ενέργειας.

3. Προσφορές από ΑΠΕ- ΣΗΘΥΑ

Σύμφωνα με το Ν.3851/2010 και τις μετέπειτα τροποποιήσεις και προσθήκες η παραγόμενη ενέργεια από ΑΠΕ εγχέεται υποχρεωτικά στο σύστημα και αγοράζεται σε προκαθορισμένη τιμή. Κάθε ημέρα ο ΑΔΜΗΕ δημοσιεύει μια πρόβλεψη παραγωγής από ΑΠΕ και η ποσότητα αυτή συμμετέχει στη λύση του αλγόριθμου.

4. Υποχρεωτική έγχυση υδάτων

Μία φορά την εβδομάδα δημοσιεύεται από τον ΑΔΜΗΕ ένα ενδεικτικό πρόγραμμα εγχύσεων υποχρεωτικών υδάτων. Κάθε ημέρα για την επόμενη δημοσιεύεται το τελικό πρόγραμμα υποχρεωτικών εγχύσεων υδάτων, το πρόγραμμα των μονάδων σε δοκιμαστική λειτουργία και η πρόβλεψη παραγωγής των ΑΠΕ. Τα ενδιαφερόμενα μέρη έχουν έτσι στη διάθεσή τους τα απαραίτητα δεδομένα για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ΟΤΣ και του προγράμματος κατανομής της επόμενης ημέρας.

5. Προσφορές υδροηλεκτρικών μονάδων

Ο διαχειριστής των υδροηλεκτρικών σταθμών ανάλογα με τη στρατηγική διαχείρισης των υδατικών αποθεμάτων που ακολουθεί υποβάλλει προσφορές παραγωγής ενέργειας.

Απορρόφηση από το σύστημα

1. Δηλώσεις προμηθευτών (μη τιμολογούμενες)

Οι προμηθευτές υποβάλλουν προσφορά για την ενέργεια που προβλέπουν πως θα καταναλώσουν οι πελάτες τους. Οι προσφορές αυτές είναι μη-τιμολογούμενες, πρέπει να δηλαδή να καλυφθούν κατά προτεραιότητα.

2. Δηλώσεις Εξαγωγέων

Οι εξαγωγείς υποβάλλουν προσφορές σε ζεύγη ποσότητας και τιμής. Στην ουσία ορίζουν τη μέγιστη τιμή στην οποία είναι διατεθειμένοι να αγοράσουν ενέργεια για να την εξάγουν.

3. Δηλώσεις άντλησης νερών

Όπως θα δούμε και στη συνέχεια στην Ελλάδα λειτουργούν αντλητικοί υδροηλεκτρικοί σταθμοί οι οποίοι λειτουργούν ως αποθήκες ενέργειας. Ο διαχειριστής τους υποβάλλει προσφορές ώστε όταν η ΟΤΣ είναι αρκετά χαμηλή να λειτουργήσουν ως κινητήρες και να αντλήσουν νερό στον άνω ταμιευτήρα τους το οποίο θα μπορέσουν να χρησιμοποιήσουν ως καύσιμο σε ώρα αιχμής.

2.4.3. Λύση ΗΕΠ

Οι παραγωγοί και οι εισαγωγείς υποβάλλουν προσφορές σε ζεύγη ποσότητας-τιμής (MWh/€) για την ενέργεια που επιθυμούν να πουλήσουν για κάθε ώρα της επόμενης ημέρας. Οι προσφορές αυτές ταξινομούνται σε αύξουσα τιμή και σχηματίζουν την καμπύλη συνολικής προσφοράς. [10]

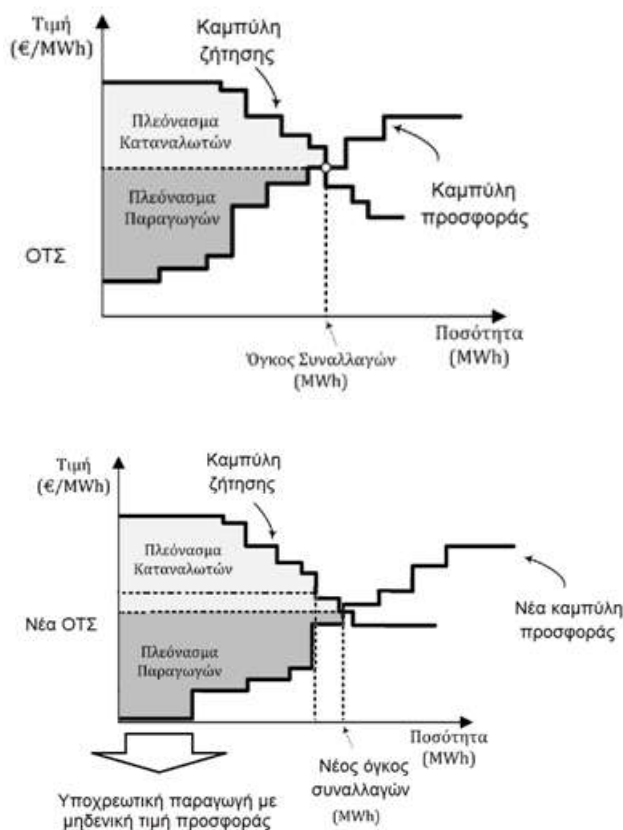
Αντίστοιχα οι προμηθευτές και οι εισαγωγείς υποβάλλουν προσφορές σε ζεύγη ποσότητας τιμής (MWh/€) για την ενέργεια που θέλουν να αγοράσουν σχηματίζοντας την καμπύλη ζήτησης. [11]

Σε ένα Σύστημα χωρίς περιορισμούς το σημείο τομής των δύο καμπυλών προσδιορίζει την τιμή στην οποία εκκαθαρίζεται η αγορά (Οριακή Τιμή Συστήματος). Ουσιαστικά η ΟΤΣ καθορίζεται από την προσφορά της τελευταίας μονάδας που πρέπει να λειτουργήσει για να καλυφθεί η ζήτηση.

Κατά τη λύση του ΗΕΠ λαμβάνονται υπόψη και μια σειρά τεχνικών περιορισμών των μονάδων όπως οι χρόνοι εκκίνησης και σβέσης οι ελάχιστοι χρόνοι λειτουργίας των μονάδων, οι ρυθμοί μεταβολής της εξόδου των μονάδων. Ο αλγόριθμος στοχεύει στην μεγιστοποίηση του κοινωνικού οφέλους (ελαχιστοποίηση κόστους) και λύνεται ενιαία για την αγορά ενέργειας και την αγορά εφεδρειών.

Την Οριακή Τιμή Συστήματος πληρώνουν όλοι οι προμηθευτές και οι εξαγωγείς ενέργειας και πληρώνονται όλοι οι παραγωγοί και οι εισαγωγείς.

Κατά αντίστοιχο τρόπο προκύπτει και το πρόγραμμα κατανομής των μονάδων ώστε να καλύπτεται η ζήτηση και οι ανάγκες του Συστήματος για εφεδρείες.



2-2 Σχηματική αναπαράσταση λύσης του ΗΕΠ

Όπως γίνεται κατανοητό και από το παραπάνω σχήμα οι μηδενικές προσφορές ενέργειας-αυτές δηλαδή που πρέπει κατά προτεραιότητα να απορροφηθούν από το Σύστημα επηρεάζουν την τιμή αλλά και το πρόγραμμα λειτουργίας των μονάδων. Τέτοιες προσφορές είναι αυτές των μονάδων σε δοκιμαστική λειτουργία, των μονάδων ΑΠΕ και της υποχρεωτικής παραγωγής υδροηλεκτρικών σταθμών.

2.5. Ημερήσια αγορά επικουρικών υπηρεσιών

Στην αγορά αυτή συναλλάσσονται οι απαραίτητες επικουρικές υπηρεσίες και οι εφεδρείες.

Σε ένα σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας δεν αρκεί η απλή παροχή της ενέργειας, πρέπει αυτή να γίνεται με ασφαλή και ποιοτικό τρόπο. Η καμπύλη της ζήτησης μεταβάλλεται συνεχώς και είναι αδύνατο να προβλεφθεί με ακρίβεια. Τα τελευταία χρόνια η αύξηση της παραγωγής από ΑΠΕ έχει κάνει ακόμα πιο περίπλοκο το πρόβλημα καθώς οι παραγωγή τους είναι στοχαστικό φαινόμενο.

Για τους λόγους αυτό έχουν θεσπιστεί οι επικουρικές υπηρεσίες τις οποίες προσφέρουν οι παραγωγοί και διασφαλίζουν την αδιάλειπτη λειτουργία του συστήματος ακόμα και αν υπάρχουν μεταβολές της ζήτησης ή και της παραγωγής.

3. Παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από Υδροηλεκτρικούς Σταθμούς

Η πρώτη μονάδα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από την ορμή ενός ποταμού κατασκευάστηκε το 1878 στην Αγγλία και η ενέργεια που παραγόταν αρκούσε για να φωτίσει μία λάμπα. Μέσα σε λίγα χρόνια κατασκευάστηκαν σταθμοί οι οποίοι προμήθευαν ενέργεια τους ολοένα αυξανόμενους καταναλωτές.

3.1. Είδη Υδροηλεκτρικών σταθμών

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί κατηγοριοποιούνται γενικά με δύο τρόπους. Ανάλογα με την υψομετρική διαφορά του νερού που διέρχεται του σταθμού κατατάσσονται σε σταθμούς χαμηλής(<20m), μέσης(20-100m) και υψηλής πίεσης(>100m). [12]

Ανάλογα με τη θέση του σταθμού σε σχέση με τον ποταμό κατατάσσονται σε σταθμούς φυσικής ροής ή σταθμούς δεξαμενής.

3.1.1. Σταθμοί φυσικής ροής

Σταθμοί φυσικής ροής εγκαθίστανται σε ποταμούς με μεγάλη συνεχή ροή σε όλη τη διάρκεια τους έτους. Ο σταθμός εγκαθίσταται είτε στην κοίτη του ποταμού ή όταν αυτό δεν είναι εφικτό σε παράλληλο κανάλι. Συνήθως κατασκευάζονται ιχθυόσκαλες για τη διέλευση των ψαριών και κανάλια για τη διευκόλυνση της ναυσιπλοΐας. Σε έναν ποταμό μπορούν να κατασκευαστούν πολλοί τέτοιοι σταθμοί εν σειρά.

Οι σταθμοί φυσικής ροής χρησιμοποιούνται συνήθως ως σταθμοί βάσης, παράγουν δηλαδή ενέργεια συνεχώς αφού έχουν συνεχή παροχή ενέργειας στην είσοδό του.

Οι μεγαλύτεροι σταθμοί φυσικής ροής είναι εγκατεστημένοι στις ΗΠΑ, στον Καναδά και στην Ινδία όπου η ροή των ποταμών ευνοεί την κατασκευή τους.



3-1-Φράγμα John Day στο Όρεγκον των ΗΠΑ , 16X135MW στρόβιλοι, συνολικής ισχύος 2.160MW[U.S. Army Corps of Engineers]

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί φυσικής ροής είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικοί στη ρύθμιση ισχύος και μπορούν να αποδώσουν τη μέγιστη ισχύ τους μέσα σε διάστημα μερικών λεπτών.

3.1.2. Σταθμοί Δεξαμενής

Όταν δεν υπάρχει εγγυημένη παροχή νερού σε έναν ποταμό σε όλη τη διάρκεια του έτους κατασκευάζονται σταθμοί δεξαμενής εφόσον η μορφολογία του εδάφους το επιτρέπει. Με τη βοήθεια ενός φράγματος κατασκευάζεται ένας ταμιευτήρας (τεχνητή λίμνη) από όπου το νερό μέσω αγωγών μεταφέρεται στον υδροηλεκτρικό σταθμό. Κατά την κατασκευή προβλέπεται και ένας εκχειλιστής ώστε σε περίπτωση που υπάρχουν αυξημένες εισροές στον ταμιευτήρα να μπορούν να παρακαμφθούν.



3-2 Οι εκχειλιστές ΥΗΣ Πουρναρίου I & II σε λειτουργία και το γεφύρι της Άρτας κατά την πλημμύρα του Αράχθου το διάστημα 28/12/2005-2/2/2006

Η ρύθμιση ισχύος στους σταθμούς αυτό γίνεται αποτελεσματικά όχι όμως τόσο γρήγορα όσο στους σταθμούς φυσικής ροής γιατί οι απότομες αλλαγές ροής μπορεί να προκαλέσουν κρουστικά κύματα στις σωληνώσεις.

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί δεξαμενής συχνά λειτουργούν ως έργα πολλαπλού σκοπού όπως θα δούμε και στη συνέχεια.



3-3-Το Φράγμα των τριών φαραγγιών στην Κίνα-ονομαστικής ισχύος 22,5GW

3.1.3. Σταθμοί άντλησης

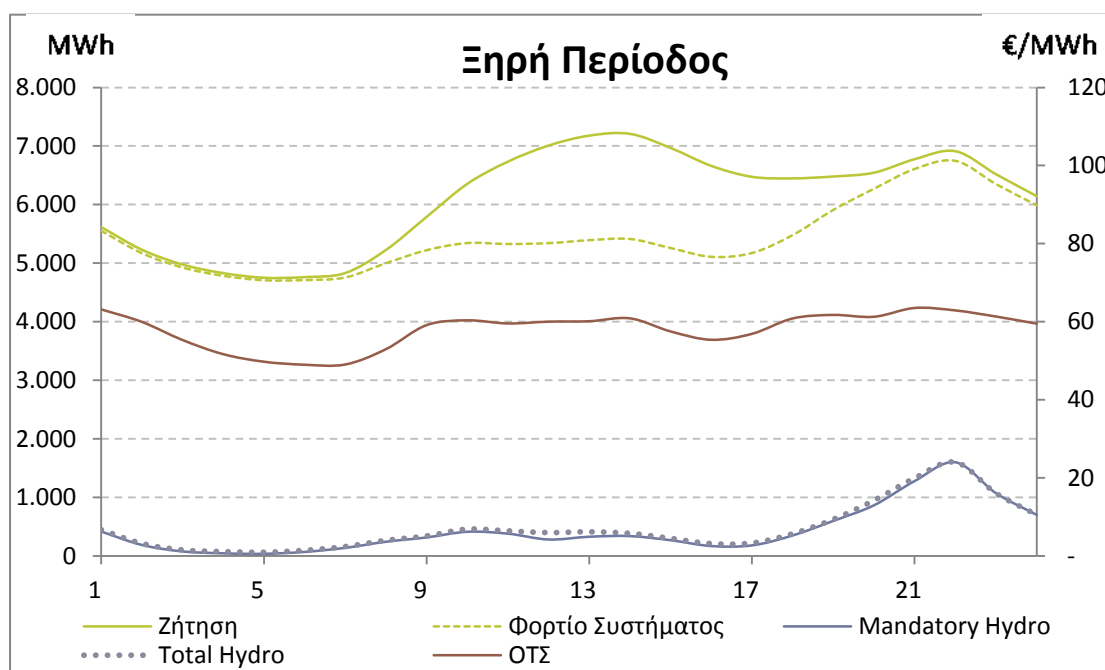
Οι σταθμοί άντλησης αποτελούνται από δύο δεξαμενές, την άνω και την κάτω. Όταν η ενέργεια είναι φθηνή ο σταθμός λειτουργεί ως κινητήρας και αντλεί νερό από την κάτω στην πάνω δεξαμενή. Σε ώρες αιχμής ο σταθμός λειτουργεί ως γεννήτρια παράγοντας ενέργεια και μπορεί να υποκαταστήσει ακριβότερες πηγές. Ο βαθμός απόδοσης του κύκλου άντλησης παραγωγής είναι περίπου 70%. Η εκκίνηση και η ρύθμιση της ισχύος είναι εύκολη και ο σταθμός μπορεί να αλλάξει λειτουργία μέσα σε λίγα λεπτά.



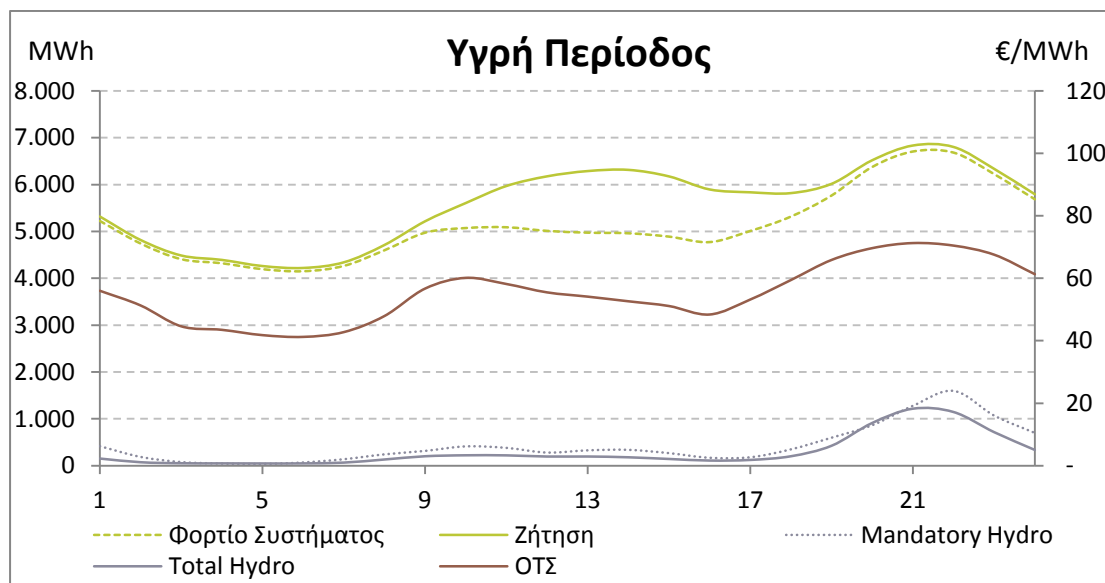
3-4-Άνω δεξαμενή αντλητικού σταθμού στη λίμνη Michigan στις ΗΠΑ

3.2. Κάλυψη αιχμών (Peak -shaving)

Ο αντικειμενικός σκοπός του προγράμματος κατανομής των μονάδων σε ένα ηλεκτρικό σύστημα είναι η ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους παραγωγής ενέργειας. Το νερό είναι ένα καύσιμο με φαινομενικά μηδενικό κόστος. Το μεγαλύτερο όφελος το έχουμε όταν οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί υποκαθιστούν ακριβούς θερμικούς σταθμούς. Αυτό συμβαίνει κυρίως τις ώρες που η παραγωγή των φθηνών μονάδων βάσης δεν αρκούν για την κάλυψη της ζήτησης Όπως φαίνεται και στις παρακάτω γραφικές οι καμπύλες φορτίου ακολουθούν συγκεκριμένη μορφή. Η μεσημεριανή αιχμή στη ζήτηση τα τελευταία χρόνια καλύπτεται από την παραγωγή ενέργειας από ΑΠΕ. Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί καλούνται να παράξουν ενέργεια κατά τις βραδινές ώρες όπου παρουσιάζεται η μεγαλύτερη ανάγκη για παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και οι τιμές της ενέργειας είναι κατά κανόνα οι μεγαλύτερες.



3-5-Τυπικές ημερήσιες καμπύλες κατά την ξηρή περίοδο

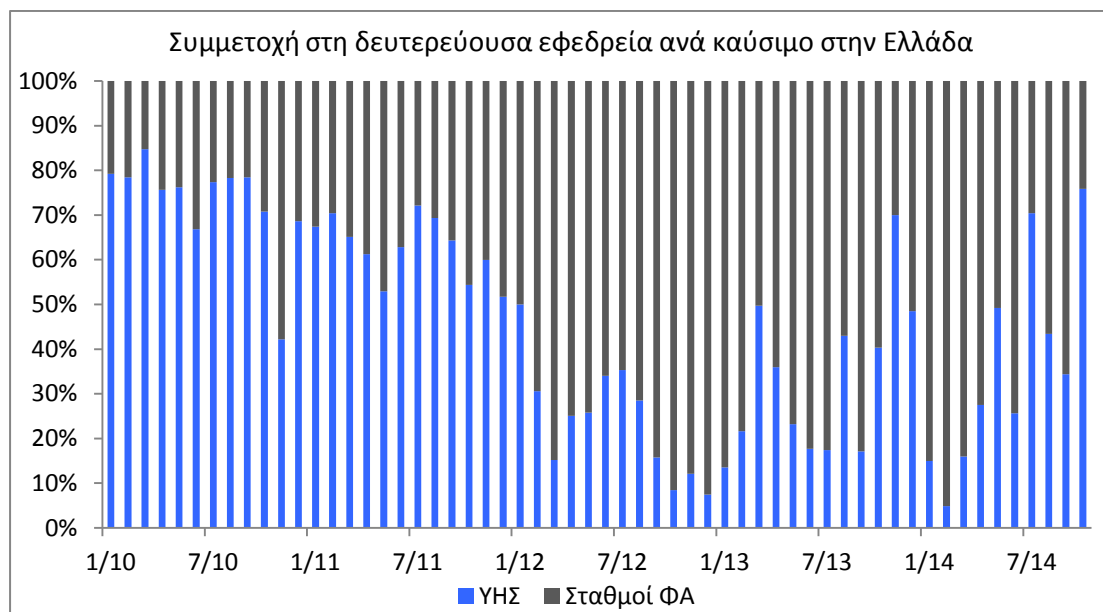


3-6-Τυπικές ημερήσιες καμπύλες κατά την υγρή περίοδο

Οι παραπάνω γραφικές δείχνουν το μέσο όρο διαφόρων μεγεθών κατά τον τελευταίο χρόνο για την υγρή και την ξηρή περίοδο στην Ελλάδα. Παρατηρούμε ότι οι υποχρεωτικές εκχύσεις υδάτων προγραμματίζονται κατά το δυνατόν στις αιχμές του φορτίου.

3.3. Η συμβολή των υδροηλεκτρικών σταθμών στις επικουρικές υπηρεσίες του συστήματος

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί έχουν κάποια χαρακτηριστικά τα οποία τους κάνουν ιδιαίτερα πολύτιμους για τα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας. Οι ΥΗΣ με ταμιευτήρα υπό την προϋπόθεση ότι δεν υπάρχει η πιθανότητα υδραυλικού πλήγματος μπορούν άμεσα να ρυθμίσουν την έξοδό τους. Το χαρακτηριστικό αυτό τις κάνει ικανές να προσφέρουν δευτερεύουσα και τριτεύουσα ρύθμιση στο Σύστημα. Καθώς μπορούν αν ενταχτούν πολύ γρήγορα στο Σύστημα προσφέρουν επίσης τριτεύουσα μη στρεφόμενη και Στατή Εφεδρεία. Μετά από μερική ή ολική διακοπή του Συστήματος υπάρχει συγκεκριμένη οδηγία «Ταχεία Επανατροφοδότηση του Δικτύου» από τη ΔΕΗ σύμφωνα με την οποία συγκεκριμένοι σταθμοί εκκινούν πρώτοι και τροφοδοτούν τα βοηθητικά των Ατμοηλεκτρικών Σταθμών ώστε να μπορούν να στρέψουν και να συγχρονίσουν. [13]



3-1-Δευτερεύουσα εφεδρεία κατά τα τελευταία χρόνια στην Ελλάδα

Πριν την κατασκευή των μονάδων Φυσικού Αερίου οι ΥΗΣ ήταν οι μόνοι που είχαν την ευθύνη επανεκκίνησης του Συστήματος.

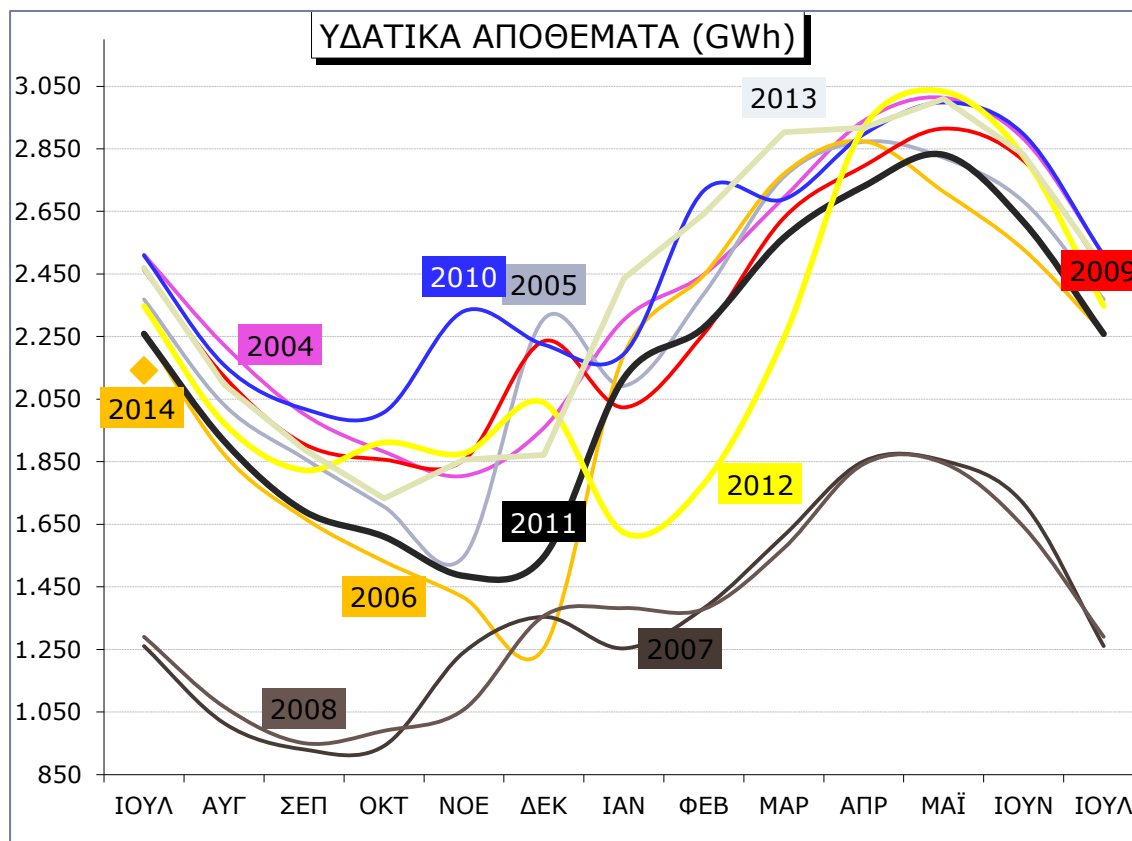
Οι αντλητικοί σταθμοί στη λειτουργία τους ως κινητήρες καταναλώνουν ενέργεια από το δίκτυο συνεισφέροντας στη ρύθμιση της τάσης και στηρίζοντας τη λειτουργία των Ατμοηλεκτρικών όταν λειτουργούν στα τεχνικά τους ελάχιστα και η ζήτηση είναι μικρότερη από αυτά. Επίσης μπορούν πολύ γρήγορα να αποζευχθούν από το δίκτυο και να συνδεθούν σε λειτουργία γεννήτριας συνεισφέροντας στην τριτεύουσα εφεδρεία.

Οι μονάδες φυσικού αερίου μπορούν να προσφέρουν πλέον τις ίδιες υπηρεσίες αλλά πολύ ακριβότερα καθώς πρέπει να λειτουργούν κοντά στα τεχνικά τους ελάχιστα με μικρές αποδόσεις. Οι ΥΗΣ δεν έχουν μεν κόστος καυσίμου με τη στενή έννοια αλλά υπάρχει ο περιορισμός των υδατικών αποθεμάτων ανάλογα με την εποχή και την υδραυλικότητα του έτους.

3.4. Περιορισμοί στη λειτουργία των υδροηλεκτρικών

3.4.1. Ενεργειακοί περιορισμοί

Η ενέργεια που μπορεί να παραχθεί από έναν ΥΗΣ είναι περιορισμένη όπως και το «καύσιμο» του ΥΗΣ. Κάθε ΥΗΣ έχει έναν ταμιευτήρα με συγκεκριμένη μέγιστη χωρητικότητα. Τα διαθέσιμα του ταμιευτήρα εξαρτώνται από την υδραυλικότητα κάθε έτους και μπορεί να διαφέρουν κατά πολύ ανάμεσα στις χρονιές. Βραχυπρόθεσμα ο περιορισμοί που τίθενται είναι η αρχική στάθμη του ταμιευτήρα και η τελική επιθυμητή στάθμη.



3-8-Ετήσια συνολικά υδατικά αποθέματα στους ταμιευτήρες των ΥΗΣ

Στο παραπάνω γράφημα φαίνονται τα συνολικά υδατικά αποθέματα σε όλους τους ταμιευτήρες στην Ελλάδα των τελευταίων ετών. Μπορούμε να παρατηρήσουμε την πολύ μεγάλη διαφορά ανάμεσα σε έτη υψηλής υδραυλικότητας όπως το 2013 και σε έτη χαμηλής υδραυλικότητας όπως το 2000 και το 2008.

3.4.2. Τεχνολογικοί περιορισμοί

Οι ΥΗΣ υπόκεινται σε τεχνολογικούς περιορισμούς που αφορούν κυρίως τον τρόπο κατασκευής τους. Οι βασικότεροι είναι η μέγιστη εγκατεστημένη ισχύς του ΥΗΣ, το τεχνικό ελάχιστο της μονάδας και ο ρυθμός που ο κάθε σταθμός μπορεί να αλλάζει την παραγωγή του.

3.4.3. Ανάγκες ύδρευσης

Όπως θα εξηγήσουμε και παρακάτω τα μεγάλα υδροηλεκτρικά έργα μελετώνται και κατασκευάζονται ως έργα πολλαπλού σκοπού. Όταν έχει προβλεφθεί να καλύπτουν ανάγκες ύδρευσης τότε ο σκοπός αυτός είναι ο βασικός που πρέπει να καλύπτεται.

3.4.4. Ανάγκες άρδευσης

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί δεξαμενής συχνά εξυπηρετούν και ανάγκες άρδευσης για την γύρω περιοχή. Αυτή η λειτουργία επηρεάζει κατά πολύ τον προγραμματισμό λειτουργίας των σταθμών.

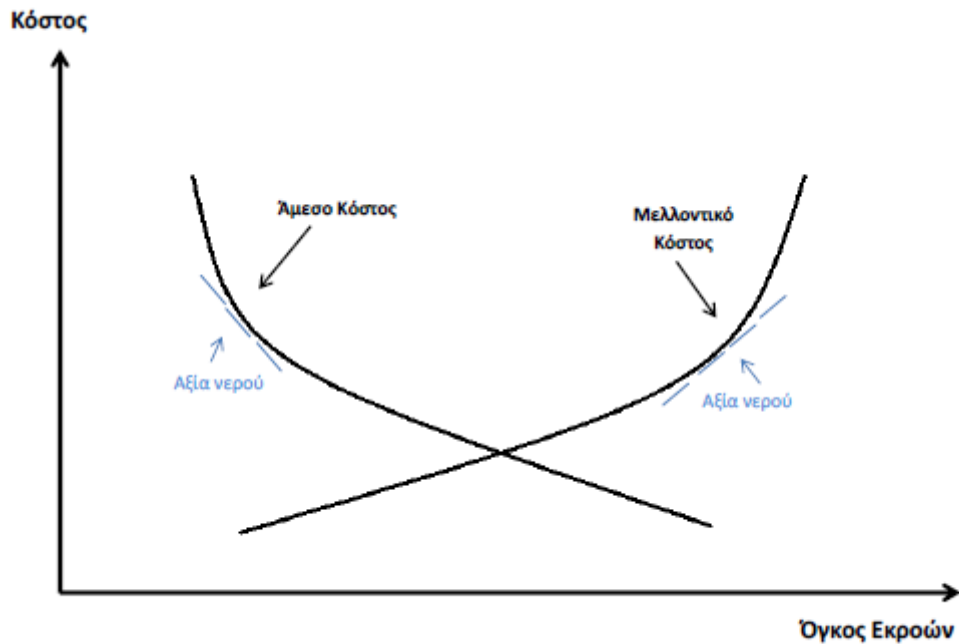
3.4.5. Οικολογική παροχή

Υπάρχει η υποχρέωση για απελευθέρωση μιας ελάχιστης ποσότητας νερού για την εξασφάλιση της οικολογικής παροχής στα κατάντη μέρη των ποταμών.

3.5. Το κόστος της παραγωγής από ΥΗΣ

Σ ένα θερμικό σταθμό παραγωγής ενέργειας υπάρχει μόνο το άμεσο κόστος που σχετίζεται με τα έξοδα καυσίμων και συντήρησης. Στους υδροηλεκτρικούς σταθμούς η κατάσταση είναι διαφορετική καθώς το καύσιμο είναι το νερό που έχει φαινομενικά μηδενικό κόστος. Η χρήση του νερού σε μια δεδομένη στιγμή επηρεάζει τη δυνατότητα να το χρησιμοποιήσουμε στο μέλλον. Αν χρησιμοποιήσουμε σήμερα τα υδατικά αποθέματα αν δεν υπάρχουν επαρκείς εισροές στους ταμιευτήρες ίσως στο μέλλον να χρειαστεί να εντάξουμε στο σύστημα κάποιες ακριβές θερμικές μονάδες. Αντίστοιχα αν η στάθμη των ταμιευτήρων παραμείνει υψηλή και προκύψουν υψηλές εισροές ίσως χρειαστεί να προχωρήσουμε σε υπερχειλίση του ταμιευτήρα χάνοντας τη δυνατότητα να εκμεταλλευτούμε αυτή την ποσότητα νερού για παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας.

Για τη μοντελοποίηση του προβλήματος ορίζουμε το άμεσο και το μελλοντικό κόστος των υδροηλεκτρικών σταθμών. Το άμεσο κόστος (Immediate Cost Function) είναι το κόστος των θερμικών μονάδων που η τωρινή υδροηλεκτρική παραγωγή θα αντικαταστήσει. Το μελλοντικό κόστος (Future Cost Function) είναι το αναμενόμενο συνολικό κόστος θερμικής παραγωγής που θα αντικαταστήσει η υδροηλεκτρική παραγωγή στο μέλλον. Το άμεσο κόστος έχει φθίνουσα γραφική ως προς τον τελικό όγκο των αποθεμάτων καθώς όσο μεγαλύτερα αποθέματα «ασφαλείας» κρατάμε τόσο λιγότερο εκμεταλλευόμαστε τα αποθέματα για να αντικαταστήσουμε την τωρινή ακριβή θερμική παραγωγή. Αντίστροφα το μελλοντικό κόστος είναι μεγαλύτερο αν τα τελικά αποθέματα είναι μικρά και μικρότερο όταν είναι μεγάλα και μπορούν να καλύψουν άνετα τις ακριβές μονάδες. [14]



3-9-Άμεσο και μελλοντικό κόστος υδροηλεκτρικού σταθμού

Το ζητούμενο για την ιδανική εκμετάλλευση των υδροηλεκτρικών αποθεμάτων είναι η εύρεση του σημείου τομής των δύο συναρτήσεων ώστε να εκμεταλλευτούμε τη δυνατότητα για μείωση της σημερινής αλλά και της μελλοντικής τιμής ενέργειας.

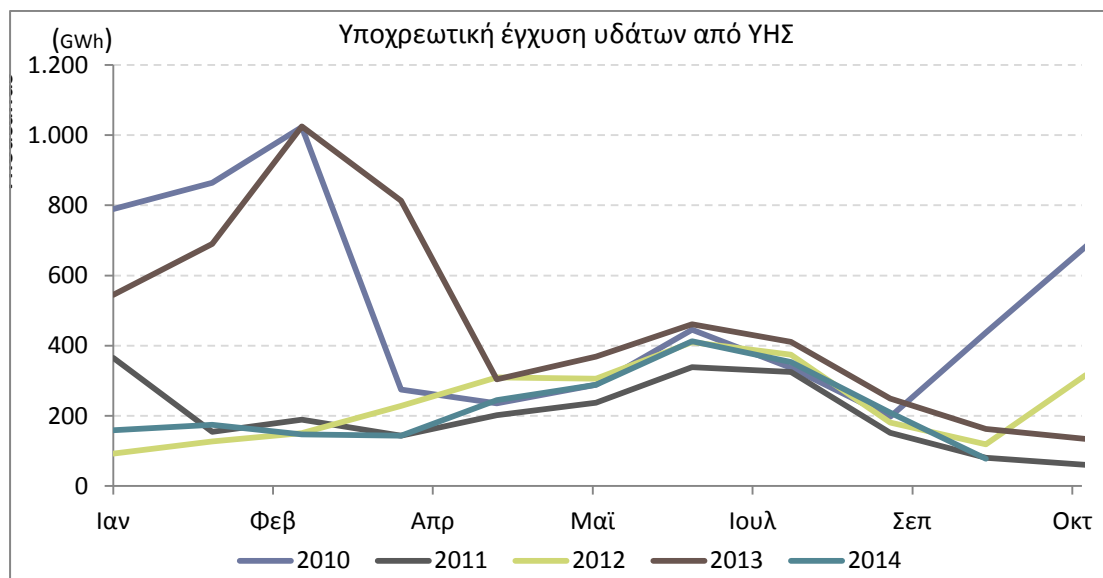
4. Η εκμετάλλευση των υδροηλεκτρικών σταθμών στην Ελλάδα

4.1. Ιστορικό

Η συστηματική εκμετάλλευση του υδροδυναμικού της Ελλάδας συμπίπτει με την ίδρυση της ΔΕΗ το 1950. Ήδη από την περίοδο 1927-1931 είχαν τεθεί σε λειτουργία πολλά μικρά Υδροηλεκτρικοί σταθμοί συνολικής εγκατεστημένης ισχύος περίπου 6MW. Την περίοδο 1950-1975 κατασκευάσθηκαν οκτώ μεγάλοι υδροηλεκτρικοί σταθμοί (Άγρας, Λάδωνας, Λούρος, Ταυρωπός/Πλαστήρας, Κρεμαστά, Καστράκι, Εδεσσαίος και Πολύφυτο) συνολικής ισχύος 1.410MW. Την περίοδο 1976 έως σήμερα κατασκευάσθηκαν οκτώ μεγάλοι υδροηλεκτρικοί σταθμοί και 3 μικροί (Πουρνάρι Ι και ΙΙ, Σφηκιά, Ασώματα, Στράτος Ι, Στράτος ΙΙ, Πηγές Αώου, Θησαυρός, Πλατανόβρυση, Γκιώνα, Μακροχώρι και Ιλαρίωνας) συνολικής ισχύος 1.630MW.



4-1- Ποσοστό κάλυψης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας από ΥΗΣ ανά έτος



4-2- Υποχρεωτική έγχυση υδάτων από ΥΗΣ

Στις παραπάνω γραφικές φαίνεται η συμμετοχή της υδροηλεκτρικής ενέργειας στην κάλυψη της ζήτησης τα τελευταία χρόνια στην Ελλάδα. Βλέπουμε επίσης την υποχρεωτική έγχυση υδάτων ανά χρονιά και παρατηρούμε πως οι αποκλίσεις για την υγρή περίοδο από έτος σε έτος είναι πολύ μεγαλύτερες από ότι για την ξηρή περίοδο.

4.2. Το υδροδυναμικό της Ελλάδας

Η Ελλάδα είναι μια χώρα κυρίως ορεινή (πάνω από 80%) και ο κύριος όγκος νερού προέρχεται από τις βροχοπτώσεις στο βορειοδυτικό ορεινό τμήμα της. Στην Πίνδο βρίσκονται οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί με τους μεγαλύτερους ταμιευτήρες οι οποίοι παράγουν το μεγαλύτερο ποσοστό ηλεκτρικής ενέργειας από υδροηλεκτρικούς σταθμούς στην Ελλάδα. Οι μέγιστες βροχοπτώσεις παρατηρούνται στην Ήπειρο και οι ελάχιστες στην Αττική. Η Ελλάδα διακρίνεται βάσει των βροχοπτώσεων σε τέσσερις βασικές ζώνες διαθεσιμότητας υδατικών πόρων(Ανατολική, Δυτική, Βόρεια και Νότια Ελλάδα) και σε δεκατέσσερα υδατικά διαμερίσματα(N. 1739/87). [15]



1-3-Υδατικά Διαμερίσματα της Ελλάδας [16]

Η υγρή περίοδος στην Ελλάδα διαρκεί από τον Οκτώβριο μέχρι το Μάιο με τη μεγάλη εισροή στους ταμιευτήρες να συμβαίνει από το λιώσιμο των πάγων. Ο μήνας με τις μέγιστες βροχοπτώσεις είναι γενικά ο Δεκέμβριος και αυτός με τις ελάχιστες ο Ιούλιος. Υπάρχουν επίσης υπερετήσιες (4-6 έτη) διακυμάνσεις των βροχοπτώσεων με μικρά ύψη βροχής οι οποίες ακολουθούνται από 1-2 έτη πολυομβρίας. [17]

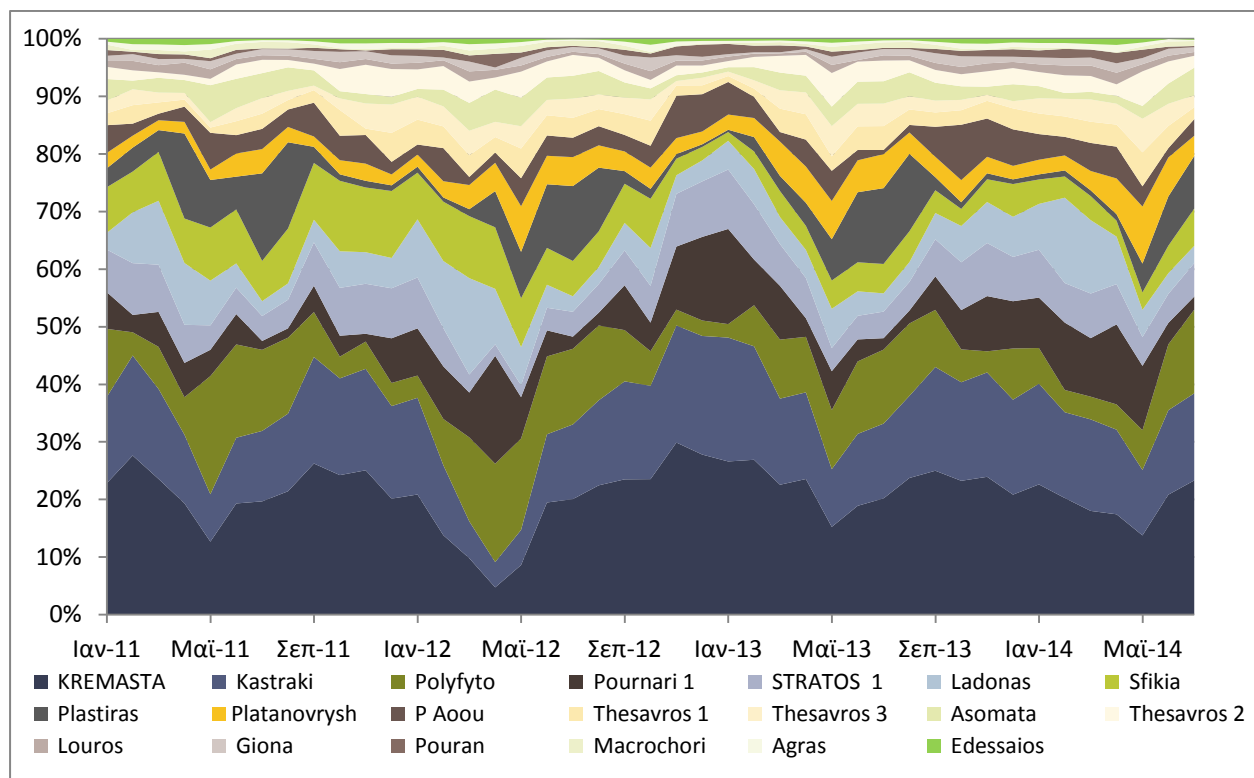
Το ετήσιο θεωρητικό υδροδυναμικό της χώρας ανέρχεται σε περίπου 80 TWh ενώ το οικονομικά εκμεταλλεύσιμο φτάνει τις 12TWh. Υπολογίζεται ότι μέχρι σήμερα έχει αναπτυχθεί περίπου το 40%. [18]

4.3. Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί στην Ελλάδα

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί κατατάσσονται από τη ΔΕΗ σε συγκροτήματα ανάλογα με τον ποταμό στον οποίο βρίσκονται. [19] [20] [15]

Το 50% της ηλεκτρικής ενέργειας από ΥΗΣ παράγεται από τέσσερις σταθμούς. Οι δύο πρώτοι σε παραγωγή (Κρεμαστά και Καστράκι) βρίσκονται σε σειρά στον Αχελώο.

Διαπανεπιστημιακό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
Στη Διοίκηση Επιχειρήσεων-“Athens MBA”



4-41-Η παραγωγή κάθε ΥΗΣ ως ποσοστό της συνολικά παραχθείσας υδροηλεκτρικής ενέργειας ανά μήνα για τα τελευταία χρόνια ^[ΑΔΜΗΕ]

2011-2014		
Συγκρότημα	Plant	Production
Αχελώου	Kremasta	20,8%
Αχελώου	Kastraki	14,7%
Αλιάκμονα	Polyfyto	9,0%
Αράχθου	Pournari 1	7,1%
Αχελώου	STRATOS 1	6,5%
Λάδωνα	Ladonas	6,1%
Αλιάκμονα	Sfikia	6,0%
Πλαστήρα	Plastiras	5,3%
Νέστου	Platanovrysh	4,2%
Αράχθου	P Aoou	3,8%
Νέστου	Thesavros 1	3,2%
Νέστου	Thesavros 3	2,9%
Αλιάκμονα	Asomata	2,9%
Νέστου	Thesavros 2	2,8%
Αράχθου	Louros	1,1%
Αχελώου	Giona	1,0%
Αράχθου	Pouran	0,9%
Αλιάκμονα	Macrochori	0,6%
Αλιάκμονα	Agras	0,6%
Αλιάκμονα	Edessaioi	0,5%

4-5-Κατάταξη των ΥΗΣ ανάλογα με το σύνολο της παραγωγής τους το διάστημα 1/2011-7/2014 ^[ΑΔΜΗΕ]

4.3.1. Συγκρότημα Αχελώου



Ο Αχελώος είναι ο δεύτερος σε μήκος ποταμός της Ελλάδας. Πηγάζει από την οροσειρά της Πίνδου και εκβάλλει στο Ιόνιο Πέλαγος.

Ήδη από τα μέσα του 20^{ου} αιώνα αποφασίστηκε η αξιοποίηση των νερών του Αχελώου με την κατασκευή φραγμάτων για την παραγωγή ενέργειας. Στον ποταμό Αχελώο βρίσκονται σε σειρά τα φράγματα των Κρεμαστών, Καστρακίου και Στράτου I και II.

ΥΗΣ Κρεμαστών

Το φράγμα των Κρεμαστών κατασκευάστηκε το 1966 και δημιούργησε τη μεγαλύτερη τεχνητή λίμνη στην Ελλάδα. Το φράγμα αυτό αποτελεί το μεγαλύτερο χωμάτινο φράγμα στην Ευρώπη. Η συνολική ωφέλιμη χωρητικότητα του ταμιευτήρα είναι 3,3 δις m³. Εκτός από την υδροηλεκτρική παραγωγή συμβάλλει και στην αντιπλημμυρική προστασία της περιοχής. Η συνολική εγκατεστημένη ισχύς του ΥΗΣ Κρεμαστών είναι 437,2MW

ΥΗΣ Καστρακίου

Ο σταθμός του Καστρακίου βρίσκεται κατόντη του σταθμού των Κρεμαστών και εκμεταλλεύεται τις εκροές του ΥΗΣ σταθμού καθώς και τα νερά του ποταμού Ινάχου. Το φράγμα κατασκευάστηκε το 1969. Ο ταμιευτήρας του έργου έχει ωφέλιμη χωρητικότητα 53 εκm³. Εκτός από την υδροηλεκτρική παραγωγή και την αντιπλημμυρική προστασία το έργο έχει ως σκοπό την ύδρευση και την άρδευση του Δ. Αγρινίου. Ο ΥΗΣ Καστρακίου έχει συνολική μέγιστη εγκατεστημένη ισχύ 320MW.

ΥΗΣ Στράτου I και II

Οι μονάδες Στράτος I και Στράτος II διαθέτουν μικρό (ημερήσιο) ταμιευτήρα. Το φράγμα του Στράτου κατασκευάστηκε το 1989. Η ωφέλιμη χωρητικότητά του είναι 13εκm³ και εκτός από την υδροηλεκτρική παραγωγή αποθηκεύουν νερό για τη ρύθμιση των αρδεύσεων σε ημερήσια βάση. Η μονάδα Στράτος I έχει εγκατεστημένη ισχύ 150 MW και η μονάδα Στράτους II 6,2 M

4.3.2. Συγκρότημα Αλιάκμονα

Ο ποταμός Αλιάκμονας είναι ο μεγαλύτερος ποταμός της Ελλάδας που πηγάζει σε ελληνικό έδαφος. Πηγάζει από το Γράμμο και εκβάλλει στο Αιγαίο Πέλαγος.



Πριν την εκτροπή του δεν είχε σταθερή πεδινή κοίτη και συχνά πλημμύριζε προκαλώντας μεγάλες καταστροφές.

Στον Αλιάκμονα βρίσκονται ο ΥΗΣ Πολυφύτου, ο ΥΗΣ Σφηκιάς, ο ΥΗΣ Ασωμάτων και ο ΥΗΣ Ιλαρίωνα ο οποίος από τον Ιανουάριο του 2014 βρίσκεται σε δοκιμαστική λειτουργία. [21]

ΥΗΣ Πολυφύτου

Ο ΥΗΣ Πολυφύτου βρίσκεται 45 Km ΝΑ της Κοζάνης. Ο ταμιευτήρας έχει ωφέλιμη χωρητικότητα 1,22δισ m³. Ο ΥΗΣ έχει εγκατεστημένη ισχύ 375 kW. Το έργο εκτός από την υδροηλεκτρική παραγωγή παρέχει νερό για ψύξη στις κοντινές θερμοηλεκτρικές μονάδες της ΔΕΗ ,συμβάλλει στην ύδρευση της Θεσσαλονίκης ,στην άρδευση της πεδιάδας της Θεσσαλονίκης και στον έλεγχο των πλημμυρών.

ΥΗΣ Σφηκιάς

Ο ΥΗΣ βρίσκεται 20 km νότια της Βέροιας. Ο ταμιευτήρας της Σφηκιάς είναι ημερήσιας ρύθμισης με ωφέλιμη χωρητικότητα 17.6 εκ m³. Ο σταθμός αποτελεί τον πρώτο σταθμό άντλησης που κατασκευάστηκε στην Ελλάδα και βρίσκεται κατάντη του φράγματος Πολυφύτου. Η εγκατεστημένη ισχύς του σταθμού είναι 315 MW.

ΥΗΣ Ασωμάτων

Ο ΥΗΣ Ασωμάτων έχει εγκατεστημένη ισχύ 108 MW. Ο ταμιευτήρα του έχει ωφέλιμη χωρητικότητα 10 εκm³ και εφοδιάζει με νερό τον ανάντη ΥΗΣ Σφηκίων. Ο ταμιευτήρας χρησιμοποιείται επίσης για την άρδευση της περιοχής.

Στον Εδεσσαίο, παραπόταμο του Αλιάκμονα, βρίσκονται οι **ΥΗΣ Άγρα (50MW)** και **ΥΗΣ Εδεσσαίου (19MW)**. Οι σταθμοί αυτοί εκτός από την παραγωγή ενέργειας συντελούν στην άρδρευση της περιοχής και υδρεύουν τις γειτονικές περιοχές. Οι σταθμοί τροφοδοτούν επίσης τους καταρράκτες της Έδεσσας.

Ανάντι του φράγματος Πολυφύτου βρίσκεται και ο **ΥΗΣ Ιλαρίωνα (160MW)** ο οποίος ξεκίνησε τη δοκιμαστική του λειτουργία τον Ιανουάριο του 2014.

4.3.3. Συγκρότημα Αράχθου

Ο Άραχθος είναι ο όγδοος μεγαλύτερος ποταμός της Ελλάδας. Πηγάζει από τη Βόρεια Πίνδο και εκβάλλει στον Αμβρακικό κόλπο όπου σχηματίζει το διπλό Δέλτα Αράχθου και Λούρου.



Αξίζει να σημειωθεί ότι ο ποταμός Άραχθος είναι φημισμένος για τα τοξωτά του γεφύρια όπως το γεφύρι της Πλάκας και το γεφύρι της Άρτας.

Το συγκρότημα Αράχθου αποτελείται από τον ΥΗΣ Πηγών Αώου, Πουρναρίου I και Πουρναρίου II.

ΥΗΣ Πηγών Αώου

Ο σταθμός εκτρέπει μέρος των νερών του ποταμού Αώου προς τον Άραχθο. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 210MW και τέθηκε σε λειτουργία το 1990. Η τεχνητή λίμνη βρίσκεται σε υψόμετρο 1350m σε περιοχή με πυκνή βλάστηση και χαρακτηριστικά αλπικού τοπίου. Λόγω της ιδιαίτερης ομορφιάς της έχει συντελέσει στην τουριστική ανάπτυξη του Μετσόβου. Έχει ωφέλιμη χωρητικότητα 145εκm³

ΥΗΣ Πουρναρίου I

Απέχει 4km από την Άρτα. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 300MW και τέθηκε σε λειτουργία το 1981. Διαθέτει χωμάτινο φράγμα και ταμιευτήρα υπερετήσιας ρύθμισης. Το φράγμα της λίμνης Πουρναρίου αποτελεί το δεύτερο μεγαλύτερο φράγμα στην Ελλάδα μετά από αυτό του Μόρνου. Το φράγμα του Πουρναρίου συμβάλλει και στην αντιπλημμυρική προστασία της περιοχής της Άρτας και προμηθεύει πόσιμο νερό σχεδόν όλη την Περιφέρεια Ηπείρου.

ΥΗΣ Πουρναρίου II

Αμέσως κατόντη του ΥΗΣ Πουρναρίου I. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 31,5MW και τέθηκε σε λειτουργία το 200. Ο ταμιευτήρας έχει χωρητικότητα περίπου 4 εκm³ και εξυπηρετεί τις αρδευτικές ανάγκες της πεδιάδας Άρτας-Πρέβεζας

4.3.4. Συγκρότημα Νέστου



Ο Νέστος είναι ένας από τους πέντε μεγαλύτερους ποταμούς της Ελλάδας. Πηγάζει από τα όρη Ρίλα της Βουλγαρίας και εκβάλλει στο Θρακικό Πέλαγος αφού διασχίσει 130km σε ελληνικό έδαφος.

Τα στενά και το Δέλτα του Νέστου είναι ιδιαίτερης φυσικής ομορφιάς.

Στον ποταμό Νέστο βρίσκονται ο ΥΗΣ Θησαυρού και ο ΥΗΣ Πλατανόβρυσης.

ΥΗΣ Θησαυρού

Απέχει 60km από τη Δράμα κοντά στο χωριό Παρανέστι. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 384MW και τέθηκε σε λειτουργία το 1997. Είναι ο δεύτερος μεγάλος αντλητικός σταθμός στην Ελλάδα. Ο ταμιευτήρας έχει ωφέλιμη χωρητικότητα 565εκm³. Ικανοποιεί επίσης αρδευτικές ανάγκες των γύρων περιοχών και προσφέρει αντιπλημμυρική προστασία.

ΥΗΣ Πλατανόβρυσης

Κατάντη του ΥΗΣ Θησαυρού. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 116MW και τέθηκε σε λειτουργία το 1999. Κατασκευάστηκε από κυλινδρωμένο Σκυρόδεμα χρησιμοποιώντας ιπτάμενη τέφρα από τους λιγνιτικούς σταθμούς της Πτολεμαΐδας μειώνοντας έτσι σημαντικά το κόστος κατασκευής. Το φράγμα έχει ωφέλιμη χωρητικότητα 12εκm³ και λειτουργεί και ως κατάντη ταμιευτήρας για το αναστρέψιμο υδροηλεκτρικό έργο του Θησαυρού.

4.3.5. ΥΗΣ Λάδωνα



Ο ΥΗΣ Λάδωνα βρίσκεται κοντά στην Αρχαία Ολυμπία στον ποταμό Λάδωνα ο οποίος αποτελεί παραπόταμο του Αλφειού. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 70 MW και τέθηκε σε λειτουργία το 1956. Ο σταθμός έχει μεν μικρή εγκατεστημένη ισχύ αλλά είναι πολύ παραγωγικός. Καλύπτει τις αρδευτικές ανάγκες των γύρω γεωργικών καλλιεργειών και συμβάλλει στη διατήρηση της χλωρίδας και της πανίδας της περιοχής.

4.3.6. ΥΗΣ Ν. Πλαστήρα-Ταυρωπός



Ο ΥΗΣ Πλαστήρα είναι κατασκευασμένος επί του ποταμού Ταυρωπού, παραποτάμου του Αχελώου, και αποτελεί την πρώτη μερική εκτροπή του Αχελώου προς το Θεσσαλικό κάμπο. Έχει εγκατεστημένη ισχύ 129,9MW και τέθηκε σε λειτουργία το 1962. Βρίσκεται 40km από την πόλη της Καρδίτσας. Αποτελεί έργο πολλαπλής σκοπιμότητας καθώς συμβάλλει στην άρδευση της πεδιάδας της Καρδίτσας, στην ύδρευση της Καρδίτσας και των γύρω περιοχών και έχει συμβάλει καθοριστικά στην τουριστική ανάπτυξη της περιοχής.

5. Ο πολλαπλός σκοπός των υδροηλεκτρικών σταθμών

5.1. Ιστορικό

Προς το τέλος του 19^{ου} αιώνα κατασκευάστηκαν οι πρώτοι υδροηλεκτρικοί σταθμοί στην Ευρώπη και οι περισσότεροι ήταν ιδιωτικοί. Στις περισσότερες χώρες οι σταθμοί αυτοί εξαγοράστηκαν από το κράτος και ιδρύθηκαν δημόσιες επιχειρήσεις με στόχο τον εξηλεκτισμό κάθε χώρας. Οι εκροές των πρώτων αυτών σταθμών άρχισαν να χρησιμοποιούνται για την ύδρευση και την άρδευση των γύρω περιοχών και εγκαταστάθηκαν υδροηλεκτρικοί σταθμοί σε φράγματα τα οποία είχαν κατασκευαστεί αρχικά για την εξυπηρέτηση των αναγκών αυτών.

5.2. Πολλαπλές χρήσεις του νερού

Σε μερικές περιπτώσεις όπως η οικιακή χρήση το νερό είναι αναντικατάστατο. Η υδροηλεκτρική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να αντικατασταθεί αν χρειαστεί και η γεωργική χρήση μιας περιοχής να μειωθεί ή να αλλάξει. Ο βασικός σκοπός της εκμετάλλευσης του νερού είναι όχι μόνο να καταναλωθεί αλλά να έχει διαδοχικές χρήσεις επιτυγχάνοντας το μέγιστο δυνατό όφελος.

Η ικανοποίηση όλων των ενδιαφερόμενων μερών είναι γενικά δύσκολη υπόθεση καθώς πολλές φορές υπάρχουν αντικρουόμενα συμφέροντα κυρίως κατά την ξηρή περίοδο του καλοκαιριού.

Γενικά τα μεγάλα υδροηλεκτρικά έργα με τους ταμειυτήρες τους εξυπηρετούν εκτός από την παραγωγή ενέργειας τη βιομηχανική χρήση, ύδρευση, άρδευση, αντιπλημμυρική προστασία, ποτάμιες μεταφορές, αλιεία και αναψυχή. Στην Ελλάδα οι σημαντικότερες χρήσεις εκτός από την παραγωγή ενέργειας είναι η ύδρευση, η άρδευση, η αντιπλημμυρική προστασία και σε κάποιες περιπτώσεις η παροχή βιομηχανικού νερού.

ΝΕΡΑ ΠΟΥ ΔΙΑΤΕΘΗΚΑΝ ΤΗΝ 6ετία 2004-2009 ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΧΡΗΣΕΙΣ (εκατομμύρια κυβικά μέτρα)					
	άρδευση*	οικολογική παροχή	ύδρευση**	ψύξη ΑΗΣ	Σύνολο
2004	1.132	598	127	64	1.922
2005	1.296	714	126	64	2.201
2006	1.080	643	128	64	1.917
2007	1.270	624	109	64	2.068
2008	1.087	1.019	124	67	2.296
2009	1.159	916	122	65	2.262
M.O.	1.171	752	123	65	2.111
* 2. 500.000 στρέμματα					
** Θεσσαλονίκη, Άρτα, Αγρίνιο, Καρδίτσα και άλλες Κοινότητες					



ΔΗΜΟΣΙΑ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΗ ΗΛΕΚΤΡΙΣΜΟΥ Α.Ε.
ΓΕΝΙΚΗ ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ / ΔΙΕΥΘΥΝΣΗ ΥΔΡΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ

5-1 [22] –Χρήσεις υδάτων για διάφορες χρήσεις από τους ταμιευτήρες των ΥΗΣ

5.3. Ενδιαφερόμενα Μέρη

ΔΕΗ ως διαχειριστής των ΥΗΣ

Η σωστή χρήση των υδροηλεκτρικών σταθμών μπορεί να έχει μεγάλη ωφέλεια για το σύστημα μειώνοντας το συνολικό κόστος της ενέργειας όπως αναλύθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο. Για να το πετύχει όμως αυτό πρέπει η ΔΕΗ να αποφασίζει ποια ποσότητα νερού θα χρησιμοποιηθεί και τότε μέσα στην ημέρα.

Το βασικό επιχείρημα της ΔΕΗ στη συζήτηση για τη διαχείριση των υδάτινων πόρων είναι ότι αυτή επιβαρύνθηκε το κόστος της κατασκευής των μεγάλων υδροηλεκτρικών έργων χωρίς να τα έχει ακόμη αποσβέσει ενώ τα υπόλοιπα ενδιαφερόμενα μέρη συμμετέχουν στη λήψη της απόφασης χωρίς να επιβαρύνονται ακόμη και σήμερα κάποιο κόστος λειτουργίας. [23].

Αξίζει να σημειωθεί ότι αν και υπάρχει νόμος σχετικά με τη διαχείριση των υδατικών αποθεμάτων ο οποίος καθορίζει τα δικαιώματα και τις υποχρεώσεις των εμπλεκόμενων μερών (Ν. 1379/87), αυτός δεν έχει εφαρμοστεί. [23].

Κοινωνικό σύνολο

Δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι το μικρότερο κόστος ενέργειας του συστήματος που μπορεί να προκύψει από τη σωστή χρήση των υδροηλεκτρικών σημαίνει μικρότερο κόστος ενέργειας για τον καταναλωτή. Ουσιαστικά ο καταναλωτής δικαιούται και θα έπρεπε να απαιτεί τη βέλτιστη χρήση των υδάτινων πόρων.

Τοπικές κοινωνίες

Οι τοπικές κοινωνίες ζητούν την κάλυψη βασικών τους αναγκών όπως η ύδρευση μέσω της εκμετάλλευσης των μεγάλων υδροηλεκτρικών έργων. Σύμφωνα με το νόμο 1379/1987 περί Διαχείρισης των Υδατικών Πόρων: «*Η ύδρευση προηγείται από κάθε άλλη χρήση νερού*». Οι τοπικές κοινωνίες εκπροσωπούνται από την Τοπική Αυτοδιοίκηση. Οι αγρότες επιθυμούν την κάλυψη των αρδευτικών τους αναγκών με το μικρότερο δυνατό κόστος.

Τοπική Αυτοδιοίκηση

Σε βραχυχρόνιο ορίζοντα η τοπική αυτοδιοίκηση μέσω των αρμόδιων υπηρεσιών της δικαιούται να ζητήσει την αύξηση των απολήψεων για την κάλυψη των αρδευτικών αναγκών της περιοχής.

Σε κάθε Περιφέρεια διάφορες υπηρεσίες είναι αρμόδιες για τον προγραμματισμό αυτό όπως οι Διευθύνσεις Υδάτων των Αποκεντρωμένων Περιφερειών, οι Γενικοί Οργανισμοί Εγγείων Βελτιώσεων (ΓΟΕΒ) και οι Τοπικοί Οργανισμοί Εγγείων Βελτιώσεων (ΤΟΕΒ). Οι Οργανισμοί Εγγείων Βελτιώσεων είναι ανεξάρτητα ΝΠΙΔ που συστάθηκαν βάσει του Ν.Δ. 3881/1958 (ΦΕΚ 181Α). Διακρίνονται σε Τοπικούς Οργανισμούς Εγγείων Βελτιώσεων (ΤΟΕΒ), που είναι Αγροτικές Συνεταιριστικές Οργανώσεις – φορείς διαχείρισης έργων για τη διανομή των υδάτων άρδευσης και σε Γενικούς Οργανισμούς Εγγείων Βελτιώσεων (ΓΟΕΒ). Οι ΤΟΕΒ υπάγονται ανά Περιφέρεια σε ΓΟΕΒ. Οι ΓΟΕΒ και εποπτεύονται από την Αιρετή Περιφέρεια και οι ΤΟΕΒ από τους Δήμους.

Υπάρχουν 10 ΓΟΕΒ και 399 ΤΟΕΒ σε όλη την Ελλάδα. Η ύπαρξη πολλών διαφορετικών οργανισμών υποδεικνύει ότι σε κάθε Περιφέρεια υπάρχει διαφορετική διαχείριση των υδατικών πόρων χωρίς τυποποιημένες διαδικασίες και μη συστηματικό τρόπο.

Το βασικότερο πρόβλημα των ΤΟΕΒ είναι η αδυναμία είσπραξης των οφειλόμενων ποσών από τους αγρότες ήδη από το 1972 το οποίο αντιμετωπίζεται περιστασιακά και πελατειακά με συνέπεια τη συσσώρευση οφειλών προς τη ΔΕΗ για τα αντλιοστάσια που διαχειρίζονται και προς τους ΓΟΕΒ. [16] Οι ΤΟΕΒ είναι οικονομικά αυτόνομοι και είναι υπεύθυνοι για την είσπραξη της εισφοράς υπέρ ΓΟΕΒ από τους αγρότες.

Άλλα προβλήματα των οργανισμών αυτών είναι η υποστελέχωση σε επιστημονικό προσωπικό, οι αυθαίρετες παρεμβάσεις σε έργα και η πλημμελής εφαρμογή του νόμου και των κανονισμών ύδρευσης. [24]

Όσον αφορά τη διαχείριση των υδάτινων αποθεμάτων από τους ταμειυτήρες των υδροηλεκτρικών σταθμών οι οργανισμοί αυτοί εκδίδουν αποφάσεις και αιτήματα προς τη ΔΕΗ ως διαχειριστή των υδροηλεκτρικών σταθμών στις οποίες ζητούν αύξηση ή μείωση των απολήψεων υδάτων από τους ταμειυτήρες για τις αρδευτικές ανάγκες των γύρω περιοχών.

Σε μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο ορίζοντα είναι αμφίβολο αν υπάρχει μια συστηματική προσέγγιση από την Τοπική Αυτοδιοίκηση για την ορθή χρήση των υδάτινων πότων για άρδευση μέσω της επιλογής και προώθησης των καταλλήλων καλλιεργειών. Η έλλειψη σαφών διαδικασιών λήψης αποφάσεων επιτρέπει την παρέμβαση πολιτικών ή και μη παραγόντων

Όσον αφορά την ύδρευση των γύρω περιοχών η απόφαση λαμβάνεται κεντρικά και αφορά μεγάλο διάστημα οπότε δεν αποτελεί μεταβλητό παράγοντα στον προγραμματισμό των ΥΗΣ.

Κεντρική Διοίκηση

Ο Ν.1379/1987 καθιερώνει πολλές συναρμοδιότητες στη διαχείριση υδάτινων των υδάτινων πόρων οι οποίες επιβάλλουν γραφειοκρατικές και χρονοβόρες διαδικασίες. Έχουμε έτσι τα εξής αρμόδια Υπουργεία: Υπουργείο Ανάπτυξης, Υπουργείο Γεωργίας για την αγροτική χρήση, Υπουργείο Εσωτερικών για την ύδρευση εκτός των Θεσσαλονίκης και Αττικής για τις οποίες αρμόδιο είναι το Υπουργείο Περιβάλλοντος και Κλιματικής Αλλαγής. Το ΥΠΕΚΑ είναι υπεύθυνο και για την προστασία του περιβάλλοντος στις γειτονικές περιοχές των υδροηλεκτρικών έργων, το Υπουργείο Πολιτισμού υπεύθυνο για τις αθλητικές δραστηριότητες που ενδεχομένως λαμβάνουν χώρα στους ταμειυτήρες ή στους ποταμούς και το Υπουργείο Μεταφορών για τις περιπτώσεις εκείνες όπου οι ποταμοί χρησιμοποιούνται για ναυσιπλοΐα. Άλλοι συναρμόδιοι οργανισμοί είναι η ΕΜΥ,ΕΟΤ,ΙΓΜΕ,ΕΚΘΕ και άλλοι

Άλλοι συμμετέχοντες στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας

Οι υπόλοιποι συμμετέχοντες στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας (παραγωγοί, προμηθευτές, εισαγωγείς και εξαγωγείς ενέργειας) επιθυμούν τη διατύπωση σαφών κανόνων στη διαχείριση των υδατικών αποθεμάτων ώστε να μην μπορεί ο εκάστοτε διαχειριστής των υδροηλεκτρικών μονάδων μέσω αυτών να χειραγωγεί την τιμή της ενέργειας.

Βιομηχανίες

Οι βιομηχανίες που χρησιμοποιούν το νερό για ψύξη και κλιματισμό χρειάζονται σταθερή παροχή νερού. Συνήθως τέτοιοι σταθμοί χτίζονται στις όχθες του ποταμού όταν υπάρχει εξασφαλισμένη ελάχιστη σταθερή ροή και δεν επηρεάζονται από τις μεταβολές στον προγραμματισμό των ΥΗΣ.

Άλλοι ενδιαφερόμενοι

Άλλοι ενδιαφερόμενοι είναι οι κάτοικοι των γύρω περιοχών οι οποίοι ασχολούνται με τον τουρισμό και την αναψυχή στις τεχνητές λίμνες, και οι εργαζόμενοι στους ΥΗΣ. Το κράτος επίσης ως υπεύθυνος της προστασίας της χλωρίδας και της πανίδας των ποταμών πρέπει να μεριμνά ώστε να εξασφαλίζεται η ελάχιστη παροχή νερού για τη διατήρησή της.

5.4. Κατηγορίες υδροηλεκτρικών σταθμών ανάλογα με τις χρήσεις που εξυπηρετούν

Το μεγάλο πλεονέκτημα των υδροηλεκτρικών σταθμών ότι μπορούν να ενταχθούν γρήγορα στο σύστημα εξυπηρετώντας τυχόν αιχμές φορτίου. Όσοι περισσότεροι περιορισμοί επιβάλλονται λόγω άλλων χρήσεων του νερού τόσο μειώνεται το όφελος που μπορούν να προσφέρουν.

Σύμφωνα με τη ΔΕΗ οι ΥΗΣ κατατάσσονται σε τέσσερις κατηγορίες σύμφωνα με τις χρήσεις που προσφέρουν.

1. ΥΗΣ που εξυπηρετούν τις εκτός ηλεκτροπαραγωγής χρήσεις

Οι χρήσεις αυτές, κυρίως άρδευση, απαιτούν οι σταθμοί παραγωγής να βρίσκονται εκτός λειτουργίας για ορισμένες χρονικές περιόδους. Δεν υπάρχει η δυνατότητα προγραμματισμού της λειτουργίας των σταθμών με στόχο την οικονομικότερη λειτουργία του συστήματος. Η ηλεκτρική ενέργεια που παράγεται σε αυτούς συνεισφέρει απλώς στο σύστημα μειώνοντας τα φόρτια θερμοηλεκτρικών σταθμών που βρίσκονται σε λειτουργία. Στην κατηγορία αυτή υπάγεται ο ΥΗΣ Ν. Πλαστήρα στον ποταμό Ταυρωπό, ο οποίος σήμερα λειτουργεί σε συνάρτηση με τις αρδευτικές ανάγκες.

2. ΥΗΣ συντονισμένοι με χρήσεις που απαιτούν συνεχή παροχή νερού

Εξυπηρετούν κυρίως τις ανάγκες της ύδρευσης και της ναυσιπλοΐας. Οι σταθμοί αυτοί λειτουργούν υποχρεωτικά όλο το 24ωρο επειδή η χωρητικότητα του ταμειυτήρα τους είναι πολύ μικρή. Οι συγκεκριμένοι ΥΗΣ μπορούν να συγκριθούν, ως προς τη λειτουργία τους, με ένα θερμικό σταθμό σταθερού φορτίου. Οι σταθμοί αυτοί είναι συνηθισμένοι στην υπόλοιπη Ευρώπη όπου οι ποταμοί είναι πολύ μεγαλύτεροι. Στην Ελλάδα τέτοιος σταθμός είναι ο ΥΗΣ Λούρου κοντά στη Φιλιππιάδα.

3. ΥΗΣ με ταμιευτήρες ημερήσιας ή εβδομαδιαίας ρύθμισης

Οι σταθμοί αυτοί εξυπηρετούν και άλλες χρήσεις εκτός της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας αλλά υπάρχει η δυνατότητα προγραμματισμού της ώρας που θα λειτουργήσουν ώστε να εξασφαλίζεται η μέγιστη ωφέλεια για το σύστημα, κυρίως τις ώρες που εμφανίζονται οι αιχμές των φορτίων του διασυνδεδεμένου ηλεκτρικού συστήματος. Συνήθως τέτοιοι σταθμοί βρίσκονται κατάντη ετήσιων ταμιευτήρων. Τέτοιοι σταθμοί είναι οι ΥΗΣ Στράτου, Ασωμάτων, Πλατανόβρυσης, Καστρακίου, και Σφηκιάς.

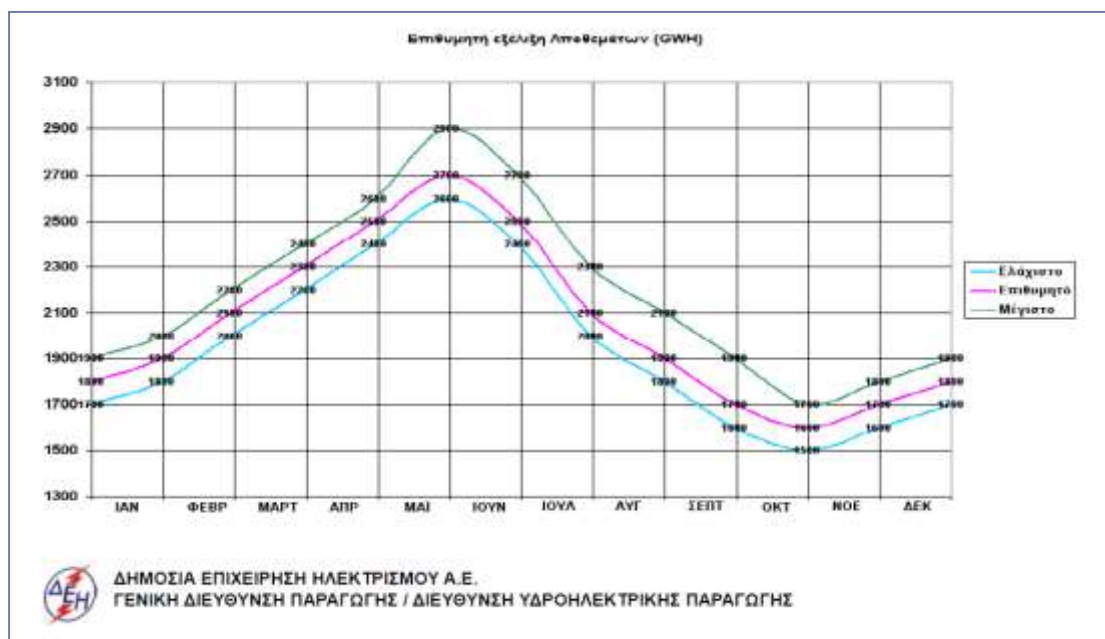
4. Ταμιευτήρες που τροφοδοτούνται από μεγάλους ταμιευτήρες ετήσιας ρύθμισης,

Στους σταθμούς αυτούς η παραγωγή ενέργειας προέχει σε σχέση με τις άλλες χρήσεις που θεωρούνται δευτερεύουσες. Οι σταθμοί αυτοί λειτουργούν συνήθως σύμφωνα με τις ανάγκες του διασυνδεδεμένου συστήματος. Τέτοιοι σταθμοί είναι οι ΥΗΣ Κρεμαστών, Πολυφύτου και Θησαυρού.

Υπάρχουν και ΥΗΣ οι οποίοι δεν ταξινομούνται ευθέως στις παραπάνω τέσσερις περιπτώσεις αλλά αποτελούν μοναδικές περιπτώσεις

5.5. Στρατηγική εκμετάλλευσης υδατικών αποθεμάτων

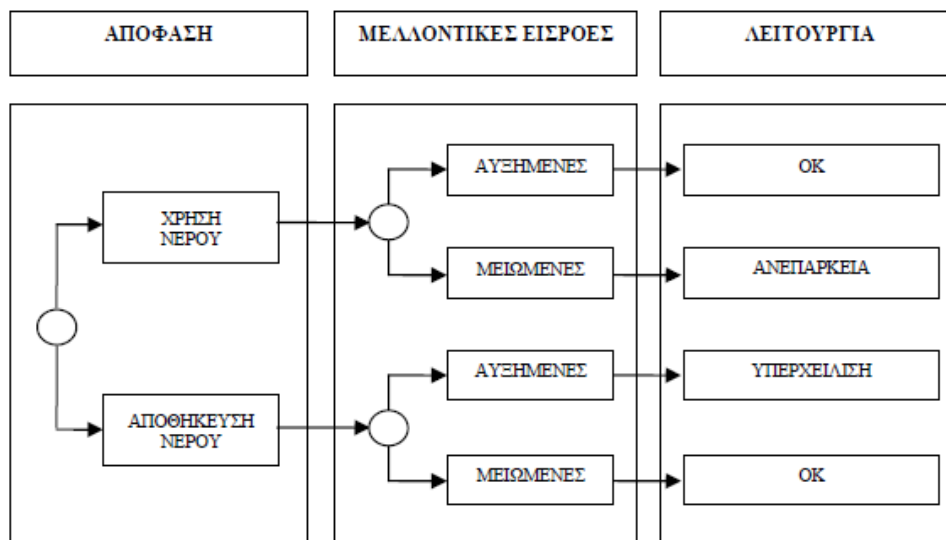
Η γενική στρατηγική της ΔΕΗ που διαχειρίζεται όλους τους μεγάλους υδροηλεκτρικούς σταθμούς είναι οι ταμιευτήρες να βρίσκονται στο υψηλότερο δυνατό επίπεδο στην αρχή της ξηρής περιόδου. [23]



4-7 [22]

5.5.1. Μακροπρόθεσμος προγραμματισμός

Στη διαχείριση υδάτων υπάρχουν δύο βασικές στρατηγικές. Υπάρχει η δυνατότητα να αξιοποιηθούν στο μέγιστο οι ΥΗΣ ώστε να έχουμε μεγάλη οικονομία στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας θεωρώντας ότι θα έχουμε τις υπολογισμένες μέσω στατιστικών μοντέλων εισροές διακινδυνεύοντας όμως ότι η στάθμη των ταμιευτήρων μπορεί να πέσει επικίνδυνα σε μια ξηρή χρονιά. Η δεύτερη και πιο συντηρητική στρατηγική θεωρεί το χειρότερο σενάριο εισροών και μειώνει τις εγχύσεις βελτιώνοντας την ασφάλεια του συστήματος χωρίς όμως να εκμεταλλεύεται τις ευκαιρίες μείωσης του κόστους ενέργειας. [12]



Εικόνα 4-8-Διάγραμμα απόφασης για τη χρήση των υδατικών αποθεμάτων [25]

Σύμφωνα με το ΛΑΓΗΕ [26] «η διαχείριση των υδάτων πρέπει να γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε η στάθμη των ταμιευτήρων να παραμένει εντός των επιθυμητών επιπέδων. Αν κάποιος ταμιευτήρας έχει αυξημένα επίπεδα νερού, τότε η Μονάδα θα πρέπει να λειτουργήσει ώστε να αποφευχθεί τυχόν σπατάλη ενέργειας από υπερχειλίσες, ενώ αντίθετα η λειτουργία του πρέπει να περιορίζεται όσο τα αποθέματα νερού μειώνονται.»

5.5.2. Βραχυπρόθεσμος Προγραμματισμός

Το πρόβλημα καθορισμού του προγραμματισμού των διαθέσιμων θερμικών και υδροηλεκτρικών μονάδων ονομάζεται πρόβλημα υδροθερμικής συνεργασίας. Το ζητούμενο στο πρόβλημα αυτό είναι η ελαχιστοποίηση του κόστους κάλυψης των φορτίων και των απαραίτητων επικουρικών υπηρεσιών. Όπως είδαμε και προηγουμένως το πρόβλημα αυτό λύνεται μέσω του Ημερήσιου Ενεργειακού Προγραμματισμού όπου όλοι οι συμμετέχοντες υποβάλλουν προσφορές προσφοράς ή ζήτησης ενέργειας.

Η ΔΕΗ ως διαχειριστής των ΥΗΣ λαμβάνει μια σειρά αποφάσεων για κάθε ημέρα για τις υδροηλεκτρικές της μονάδες.

5.5.3. Καθορισμός υποχρεωτικής έγχυσης υδάτων

Η απόφαση αυτή είναι ιδιαίτερα περίπλοκη. Λαμβάνονται υπόψη οι ανάγκες για ύδρευση άρδευση και για αντιπλημμυρικούς σκοπούς. Επίσης στους αντλητικούς σταθμούς υπολογίζεται η υποχρεωτική παραγωγή για ανακύκλωση του νερού. Στις περιπτώσεις που

είναι εφικτό οι υποχρεωτικές εγχύσεις προγραμματίζονται για την ώρα της ημέρας όπου υπάρχει η μεγαλύτερη ανάγκη όπως θα εξηγηθεί και παρακάτω.

5.5.4. Καθορισμός τιμής προσφοράς άντλησης

Τις ώρες χαμηλού φορτίου όπου υπάρχει επάρκεια θερμικής ενέργειας είναι συμφέρον προς όλο το σύστημα να λειτουργήσουν οι αντλητικοί σταθμοί ώστε να μπορούν να παράγουν ενέργεια σε ώρα υψηλού φορτίου. Η ΔΕΗ ως συμμετέχων στην απελευθερωμένη αγορά ενέργειας υποβάλλει καθημερινές τιμολογούμενες προσφορές φορτίου για τους αντλητικούς σταθμούς. Ζητάει δηλαδή να αγοράσει ενέργεια την οποία θα μετατρέψει σε δυναμική στους σταθμούς αν η ΟΤΣ είναι κάτω από την τιμή της προσφοράς της.

5.5.5. Καθορισμός τιμής προσφοράς υδροηλεκτρικών μονάδων

Αντίστοιχα η ΔΕΗ υποβάλλει προσφοράς ενέργειας για τους υδροηλεκτρικούς της σταθμούς. Το πόσο αξίζει πραγματικά η ενέργεια που παράγεται από έναν υδροηλεκτρικό σταθμό είναι αντικείμενο μεγάλης συζήτησης και έχει αναλυθεί εκτενώς στη βιβλιογραφία. Το νερό δεν έχει πραγματικό κόστος μπορεί όμως να υποκαταστήσει μια ακριβή μορφή ενέργειας (πχ πετρέλαιο) [12]. Δεν υπάρχει τυποποιημένη διαδικασία που να καθορίζει την τιμή προσφορά των ΥΗΣ. Ο ΛΑΓΗΕ έχει δημοσιεύσει μια Μεθοδολογία Υπολογισμού Μεταβλητού Κόστους των Υδροηλεκτρικών Μονάδων το οποίο καθορίζει το κόστος των ΥΗΣ ανάλογα με το μήνα και τη τεχνολογία που υποκαθιστούν. Σύμφωνα με αυτή τη μεθοδολογία ο ΛΑΓΗΕ θα υπολόγιζε καθημερινά το μεταβλητό κόστος των μονάδων το οποίο θα αποτελεί το κατώτερο όριο τιμής των προσφορών έγχυσής τους. [26]

5.6. Συμπεράσματα

Όπως είδαμε και παραπάνω η ένταξη των υδροηλεκτρικών σταθμών στο σύστημα όταν πρέπει να υπάρξει υποχρεωτική έγχυση υδάτων γίνεται κατά προτεραιότητα επηρεάζοντας έτσι την Οριακή Τιμή του Συστήματος. Επιπλέον η τιμή της προσφοράς των υδάτων θα πρέπει να είναι αποτέλεσμα της μακροχρόνιας στρατηγικής για τη διαχείριση των υδάτινων αποθεμάτων της χώρας.

Είναι σημαντικό η διαχείριση των υδατικών αποθεμάτων να γίνεται με συστηματικό και διαφανή τρόπο και σύμφωνα με διαδικασίες σαφώς ορισμένες από κάποια ανεξάρτητη ρυθμιστική αρχή. Επίσης είναι σημαντικό να υπάρχει ενημέρωση για τις ανάγκες πέραν της παραγωγής ενέργειας που καλούνται να καλύψουν τα υδροηλεκτρικά έργα ως έργα πολλαπλού σκοπού.

Η πρόβλεψη του όγκου της υποχρεωτικής έγχυσης υδάτων αποτελεί μια σημαντική παράμετρο σε οποιοδήποτε μοντέλο πρόβλεψης της μελλοντικής τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.

6. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

6.1. Γενικά

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι υπολογιστικά μοντέλα τα οποία προσομοιάζουν το νευρικό σύστημα των έμβιων οργανισμών. Ο εγκέφαλος ενός οργανισμού αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα το καθένα από αυτά αποτελείται από πολλές μονάδες οι οποίες ονομάζονται νευρώνες. [28] Κάθε νευρώνας λαμβάνει συνεχώς πληροφορίες από άλλους νευρώνες, τις επεξεργάζεται και στη συνέχεια αποστέλλει σήματα σε άλλους νευρώνες. Χάρη σε αυτή τη δομή ο εγκέφαλος είναι ικανός για πολύπλοκες λειτουργίες τις οποίες οι υπολογιστές δεν μπορούν να εκτελέσουν λόγω διαφορετικής δομής και τρόπου λειτουργίας. [27]

Υπάρχουν πολλά προβλήματα τα οποία δεν μπορούν να μοντελοποιηθούν από αλγόριθμους. Χωρίς όμως έναν σαφή αλγόριθμο ένας υπολογιστής δεν μπορεί να εκτελέσει μια λειτουργία. Όσο γρήγορα και αν μπορεί να εκτελέσει πράξεις δεν είναι καθόλου ευέλικτος.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν την προσπάθεια μίμησης του τρόπου λειτουργίας του νευρικού συστήματος από τους υπολογιστές. Η βασική διαφορά με τις κλασσικές εφαρμογές προγραμματισμού είναι ότι αυτές απαιτούν αυστηρή σύνταξη, δομή και κανόνες ενώ τα νευρωνικά δίκτυα βασίζονται στην εκπαίδευση. [29]

Αν και η θεωρία των νευρωνικών δικτύων διατυπώθηκε ήδη από το 1943 οι περισσότερες εφαρμογές εμφανίστηκαν τα τελευταία χρόνια κυρίως λόγω της μεγάλης υπολογιστικής δύναμης που απαιτούν

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ένα εργαλείο το οποίο χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο σε διάφορους τομείς λόγω των καλών αποτελεσμάτων που δίνει στην προσομοίωση μη γραμμικών διαδικασιών. Στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιείται ιδιαίτερα για την πρόβλεψη τιμών και στη μετεωρολογία χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη βροχοπτώσεων. Υπάρχουν στην αγορά διάφορα προγράμματα ανάπτυξης μοντέλων τεχνητών νευρωνικών μοντέλων τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν σχετικά εύκολα από επιχειρήσεις και οργανισμούς για τη διενέργεια μιας σειράς προβλέψεων.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ήδη δοκιμαστεί και δίνουν ικανοποιητική λύση σε μια σειρά προβλημάτων και εφαρμογών όπως οι εξής: [29]

- **Επεξεργασία εικόνας και μηχανική όραση:** αναγνώριση εικόνας, προεπεξεργασία εικόνας, αφαίρεση θορύβου

- **Επεξεργασία σήματος:** ανάλυση και μορφολογία σεισμικού σήματος
- **Αναγνώριση προτύπων:** αναγνώριση φωνής, κειμένου, χειρονομιών
- **Ιατρική:** ανάλυση καρδιογραφήματος, αξονικών, μαγνητικών τομογραφιών
- **Αμυντικά συστήματα:** αναγνώριση στόχων, βελτιστοποίηση χρήσης πόρων σε έλλειψη, κωδικοποίηση σημάτων
- **Ασφάλεια:** ασφάλεια αεροδρομίων, ανίχνευση πλαστογραφίας
- **Βιομηχανία:** αυτοματοποίηση, επιλογή ανταλλακτικών, έλεγχος γραμμής παραγωγής, επιθεώρηση ποιότητας
- **Οικονομία:** ανάλυση τάσεων αγοράς, διαχείριση χαρτοφυλακίου, εκτίμηση φερεγγυότητας υποψηφίου δανειζόμενου πελάτη, εκτίμηση ακίνητης περιουσίας, ανάλυση μάρκετινγκ
- **Σχεδίαση, έλεγχος και αναζήτηση:** αυτόματος έλεγχος, ρομποτική
- **Τεχνητή Νοημοσύνη**
- **Προτυποποίηση και έλεγχος Διαδικασιών**
- **Επικοινωνία Ανθρώπου –Μηχανής**
- **Εργαλεία αναζήτησης:** βάσει ιστορικού χρήστη
- **Επιλογή ανθρώπινου δυναμικού**
- **Περιβάλλον:** πρόβλεψη καιρού, ανάλυση τάσεων και παρατηρήσεων
- **Συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας:** πρόβλεψη ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας

6.2. Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των Νευρωνικών Δικτύων

Το βασικότερο πλεονέκτημα ενός νευρωνικού δικτύου είναι ότι δε χρειάζεται να το προγραμματίσουμε με ακρίβεια. Ο χρήστης δε χρειάζεται να έχει κατανοήσει πλήρως ένα πρόβλημα για να αναπτύξει ένα νευρωνικό δίκτυο. Αν το εφοδιάσουμε με ένα αρκετά μεγάλο όγκο δεδομένων και αποτελεσμάτων και ανάλογα με το πρόβλημα που καλείται να λύσει είναι ικανό να παράξει ένα ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να αναγνωρίσουν μοτίβα, να κάνουν συσχετίσεις μεταξύ εισόδων και να γενικοποιούν. [30]

Η αποτελεσματικότητα ενός νευρωνικού δικτύου εξαρτάται άμεσα από το διαθέσιμο δείγμα εκπαίδευσης. Τα δείγματα-πρότυπα πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά και να καλύπτουν ένα μεγάλο εύρος περιπτώσεων.

Πλεονεκτήματα

- Γρήγορα στην παραγωγή αποτελεσμάτων σε σύγκριση με άλλες μεθόδους
- Εύκολη προσέγγιση: δεν είναι αναγκαίο να οριστεί ακριβώς το πρόβλημα, αρκεί να υπάρχουν επαρκή δεδομένα για την εκπαίδευση του δικτύου.

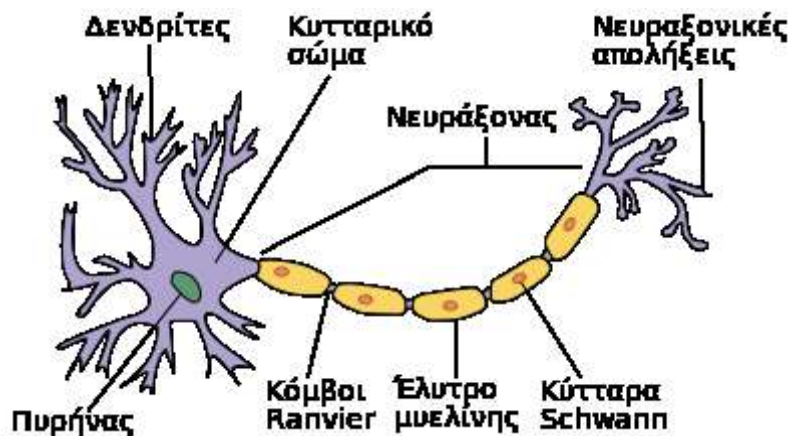
- Έμφυτος παραλληλισμός
- Ανοχή σε βλάβες λόγω προγραμματισμού
- Ευέλικτα
- Πληθώρα εργαλείων για την ανάπτυξη μοντέλων

Μειονεκτήματα:

- Δεν υπάρχουν σαφείς κανόνες για την ανάπτυξη ενός νευρωνικού δικτύου
- Δεν είναι εύκολη η ερμηνεία της τελικής τοπολογίας του δικτύου
- Η εκπαίδευση ενός δικτύου ενδεχομένως να είναι αδύνατη
- Η ικανότητα των δικτύων στη γενίκευση δεν είναι πάντα ικανοποιητική.
- Μη σαφής τρόπος λειτουργίας ενός νευρωνικού δικτύου. Ειδικά σε έτοιμα λογισμικά δεν είναι πάντα γνωστός ο τρόπος της ακριβούς λειτουργίας του ΤΝΔ με αποτέλεσμα το νευρωνικό δίκτυο να αποτελεί ένα “black box”.

6.3. Ο βιολογικός νευρώνας-Το νευρικό σύστημα

Οι βιολογικοί νευρώνες είναι εξειδικευμένα κύτταρα στα οποία βασίζεται η λειτουργία του νευρικού συστήματος. Ο ακριβής τρόπος που λειτουργούν δεν είναι ακόμα γνωστός. Οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω συνάψεων. Η επικοινωνία μεταξύ νευρώνων γίνεται μέσω ηλεκτρικών σημάτων της τάξης των mV.



Εικόνα 6-1 "Anatomy and Physiology" by the US National Cancer Institute's Surveillance, Epidemiology and End Results (SEER) Program

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται μεγάλο αριθμό νευρώνων (10^9 - 10^{11}). Υπάρχει μεγάλη διαφοροποίηση μεταξύ των νευρώνων και ταξινομούνται σε 100 μεγάλες κατηγορίες. Κάθε νευρώνας έχει περίπου 100 συνάψεις αλλά υπάρχουν και είδη νευρώνων που διαθέτουν μέχρι και 200.000 συνάψεις.

Το σύνολο όλων των νευρώνων με τις συνάψεις τους αποτελούν το Κεντρικό Νευρικό σύστημα το οποίο εκτείνεται σε όλο το σώμα έχοντας ως κορμό τον εγκέφαλο και τη σπονδυλική στήλη.

Η αποδεκτή άποψη είναι ότι όλοι οι νευρώνες αναπτύσσονται στο έμβρυο και κατά τη διάρκεια ζωής ενός ανθρώπου δε δημιουργούνται καινούριοι. Τελευταίες μελέτες έχουν δείξει ότι σε περιορισμένο αριθμό είναι εφικτό να δημιουργηθούν καινούριοι νευρώνες στη διάρκεια ζωής του ανθρώπου.

Η συμπεριφορά των συνάψεων είναι διαφορετική καθώς συνέχεια δημιουργούνται και καταστρέφονται. Καθώς αποκτάμε ερεθίσματα από το περιβάλλον και μαθαίνουμε δημιουργούνται νέες συνάψεις μεταξύ νευρώνων. Η καταστροφή των συνάψεων και όχι τόσο των νευρώνων δημιουργεί τις ασθένειες της προχωρημένης ηλικίας.

Θα μπορούσαμε να πούμε ότι ο βιολογικός νευρώνας είναι ένα δυαδικό στοιχείο. Έχει δύο καταστάσεις, είναι είτε αδρανής είτε ενεργός. Όταν είναι ενεργός παράγει πάντα στην έξοδό του το ίδιο σήμα. Σε αντιστοιχία με το απλουστευμένο μοντέλο του βιολογικού νευρώνα αναπτύχθηκε το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα. [29]

6.4. Ιστορικό

Η ιδέα των νευρωνικών δικτύων πρωτοεμφανίστηκε στην αρχή της δεκαετίας του 1940 ταυτόχρονα με την ανάπτυξη του προγραμματισμού για υπολογιστές. Το 1943 οι Warren McCulloch και Walter Pitts πρότειναν το πρώτο μοντέλο τεχνητού νευρώνα εισάγοντας την έννοια του κατωφλίου(threshold logic). Το μοντέλο αυτό ενέπνευσε περαιτέρω έρευνα όχι μόνο για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αλλά και για τη μελέτη των βιολογικών διαδικασιών του εγκεφάλου.

Στα τέλη της δεκαετίας του 1940 ο ψυχολόγος Donald O Hebb διατύπωσε τον κανόνα του Hebb πάνω στον οποίο βασίζονται και οι περισσότερες σημερινές μέθοδοι εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων. Ο Hebb υποστήριξε ότι η ταυτόχρονη ενεργοποίηση δύο νευρώνων ισχυροποιεί τη σχέση μεταξύ τους. Την εποχή εκείνη δεν υπήρχαν βιολογικές αποδείξεις για αυτό αλλά η ιδέα άρχισε να εφαρμόζεται σε υπολογιστικά μοντέλα μηχανών Turing-B. Το 1954 δημιουργήθηκαν τα πρώτα μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε πανεπιστήμια.

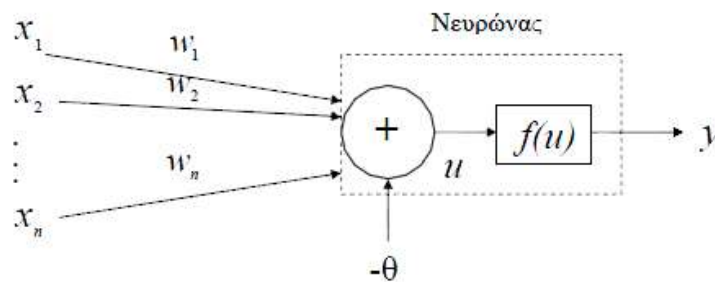
Το 1958 ο Frank Rosenblatt διατύπωσε τη θεωρία για αναγνώριση μοτίβων με τη χρήση νευρωνικών μοτίβων. Την εποχή αυτή έγινε και η μαθηματική διατύπωση των περισσότερων χαρακτηριστικών συναρτήσεων των τεχνητών νευρώνων. Το 1968 οι Marvin Minsky και Seymour Papert απέδειξαν ότι το απλό νευρωνικό δίκτυο ενός επιπέδου δεν ήταν σε θέση να προσομοιάζει πιο περίπλοκες συναρτήσεις(συγκεκριμένα την XOR) και ότι οι υπολογιστές της εποχής ήταν αργοί για να υλοποιήσουν τα απαιτούμενα μοντέλα.

Ο εξελίξεις στους υπολογιστές από τη δεκαετία του '90 και μετά έδωσαν νέα ώθηση στη θεωρία των νευρωνικών δικτύων με τα νευρωνικά δίκτυα να διεκδικούν την πρωτιά ανάμεσα στις άλλες μεθόδους για αναγνώριση προτύπων και να δοκιμάζονται επιτυχώς σε μια σειρά εφαρμογών.

6.5. Το μοντέλο McCulloh-Pitts

Θα εξετάσουμε στην αρχή το βασικό μοντέλο ενός νευρώνα όπως παρουσιάστηκε από τους McCulloh και Pitts το 1943. Ο νευρώνας δέχεται πολλαπλά σήματα στην είσοδό του τα οποία πολλαπλασιάζονται από τα αντίστοιχα σ βάρη. Κάθε νευρώνας έχει μια συνάρτηση εξόδου και μια τιμή κατωφλίου πάνω από την οποία δίνει σήμα στην έξοδο.

Το παρακάτω μοντέλο αναπαριστά έναν αθροιστή το οποίο σημαίνει ότι αν το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισόδων είναι μεγαλύτερο από ένα κατώφλι τότε ο νευρώνας θα δώσει σήμα στην έξοδό του.



Εικόνα 6-2-Αθροιστής κατά McCulloh και Pitts

Κάθε εισερχόμενο σήμα συνδέεται με το νευρώνα με ένα βάρος w_i με το οποίο πολλαπλασιάζεται. Στο νευρώνα φτάνει δηλαδή το σήμα $x_i * w_i$. Ο νευρώνας στη συνέχεια αθροίζει όλες τις εισόδους και λαμβάνει ένα συνολικό σήμα $S = \sum x_i * w_i$.

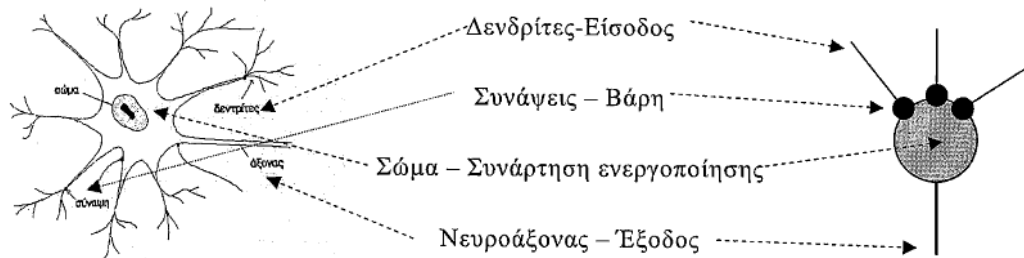
Ο αισθητήρας μπορεί να έχει και ένα εσωτερικό βάρος "bias" το οποίο αθροίζεται στις εισόδους και προκύπτει το συνολικό σήμα:

$$S = b + \sum x_i * w_i$$

Στη συνέχεια εφαρμόζεται η συνάρτηση κατωφλίου Heaviside με μια συγκεκριμένη τιμή κατωφλίου θ . Αν το άθροισμα S είναι μεγαλύτερο από την τιμή κατωφλίου θ τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται.

6.6. Τεχνητός Νευρώνας

Ο τεχνητός νευρώνας ονομάζεται και perceptron (αισθητήρας). Η δομή του είναι αντίστοιχη με αυτή ενός βιολογικού.



6-3

Οι τεχνητοί νευρώνες ενώνονται μεταξύ τους με σταθμισμένες συνδέσεις οι οποίες μεταφέρουν την πληροφορία. Ο τρόπος με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες αποτελεί την αρχιτεκτονική του δικτύου.

Ένα νευρώνα χαρακτηρίζουν τρεις συναρτήσεις:

- **Propagation function-συνάρτηση εισόδου**

Μετατρέπει τα σήματα που φτάνουν στις συνάψεις σε ένα σήμα το οποίο αποτελεί την είσοδο του νευρώνα λαμβάνοντας υπ' όψιν τα βάρη των συνάψεων. Συνήθως είναι ένα σταθμισμένο άθροισμα.

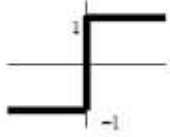
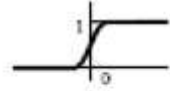
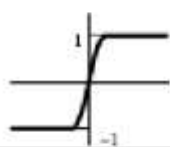

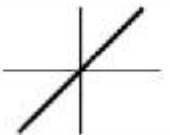
$$\text{net}_j = \sum_{i \in I} (o_i \cdot w_{i,j})$$

- **Activation function-συνάρτηση κατωφλίου ,συνάρτηση μεταφοράς**

Η συνάρτηση αυτή μετατρέπει τις τιμές της εισόδου σε νέες βάσει μιας τιμής κατωφλίου Θ .

$$a_j(t) = f_{\text{act}}(\text{net}_j(t), a_j(t-1), \Theta_j)$$

Η πιο απλή συνάρτηση μεταφοράς είναι η συνάρτηση Heaviside. Αν η είσοδος είναι μεγαλύτερη από μια τιμή τότε θα δώσει στην έξοδο της μία σταθερή τιμή ενώ σε διαφορετική περίπτωση θα δώσει άλλη τιμή. Η συνάρτηση όμως αυτή δημιουργεί προβλήματα όπως θα δούμε και παρακάτω επειδή δεν είναι παραγωγίσιμη.

<p>Συνάρτηση Βήματος $-1/1$ (step function $-1/1$): $f(u) = -1$, αν $u \leq 0$ $f(u) = 1$, αν $u > 0$</p>	
<p>Σιγμοειδής (sigmoid): $f(u) = 1/(1+e^{-u})$</p>	
<p>Υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent): $f(u) = \tanh(u) = (1 - e^{-u})/(1 + e^{-u})$</p>	
<p>Συνάρτηση αναρριχήσεως (ramp function): $f(u) = 0$, αν $u \leq 0$ $f(u) = u$, αν $u > 0$</p>	
<p>Γραμμική συνάρτηση (linear function): $f(u) = u$</p>	

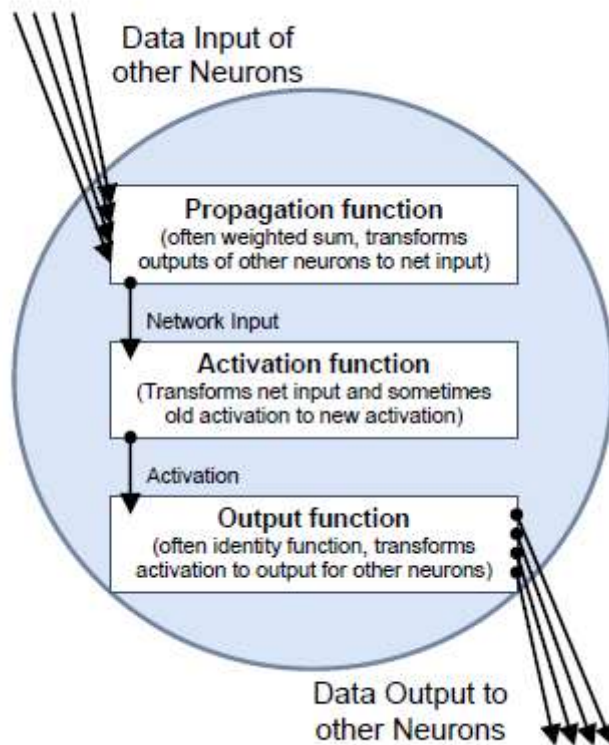
Εικόνα 6-4-Συνήθεις συναρτήσεις μεταφοράς

Άλλες συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται είναι η σιγμοειδής και η υπερβολική εφαπτομένη.

- **Output function-συνάρτηση εξόδου**

Η συνάρτηση η οποία καθορίζει το σήμα που θα εκπέμψει ο νευρώνας στους επόμενους του μέσω των εξόδων του. Συχνά η συνάρτηση αυτή είναι η ταυτότητα

$$f_{\text{out}}(a_j) = a_j, \text{ so } o_j = a_j$$



Εικόνα 6-5-Οι χαρακτηριστικές συναρτήσεις ενός τεχνητού νευρώνα

Συνήθως η συνάρτηση μεταφοράς και η συνάρτηση εξόδου είναι κοινή για όλους τους νευρώνες ενός δικτύου. Ανάλογα με τη συνάρτηση εξόδου υπάρχουν πολλά διαφορετικά μοντέλα νευρώνων ικανά να προσομοιώσουν μη-γραμμικά συστήματα.

6.7. Σύγκριση βιολογικού-τεχνητού νευρώνα

Οι τεχνητοί νευρώνες αποτελούν μια υπεραπλούστευση των βιολογικών. Οι σημερινοί υπολογιστές δεν μπορούν να φτάσουν τους αριθμούς νευρώνων που διαθέτει ένας ανθρώπινος οργανισμός ούτε και την πολύπλοκη συνδεσμολογία των συνάψεων. Οι υπολογιστές υπερτερούν στην ταχύτητα διάδοσης των σημάτων (10^{-9} sec Vs 10^{-3}) η οποία όμως δεν αρκεί για να προσεγγίσουν προβλήματα απλά για τον άνθρωπο. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος μπορεί να μάθει και να κατανοήσει πολύ γρήγορα σε σχέση με έναν υπολογιστή.

	Brain	Computer
No. of processing units	$\approx 10^{11}$	$\approx 10^9$
Type of processing units	Neurons	Transistors
Type of calculation	massively parallel	usually serial
Data storage	associative	address-based
Switching time	$\approx 10^{-3}s$	$\approx 10^{-9}s$
Possible switching operations	$\approx 10^{13} \frac{1}{s}$	$\approx 10^{18} \frac{1}{s}$
Actual switching operations	$\approx 10^{12} \frac{1}{s}$	$\approx 10^{10} \frac{1}{s}$

Εικόνα 6-6-Χαρακτηριστικά μεγέθη εγκεφάλου και ηλεκτρονικού υπολογιστή

6.8. Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Ένα από βασικά πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων είναι η προσαρμοστικότητα τους η οποία επιτυγχάνεται μέσω της διαδικασίας μάθησης. Αν έχουμε εκπαιδεύσει σωστά ένα νευρωνικό δίκτυο θα μπορέσει να βρει την απάντηση σε ένα πρόβλημα το οποίο δεν έχει συναντήσει ξανά.

Κατά την εκπαίδευση παρουσιάζουμε στο Νευρωνικό Δίκτυο ομάδες εισόδων και εξόδων Θα μπορούσαμε να περιγράψουμε τη διαδικασία αυτή σαν να δίνουμε στο δίκτυο την ερώτηση μαζί με την απάντησή της. [28]

Κατά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου μπορούμε να αλλάξουμε τα εξής:

1. Ανάπτυξη νέων συνδέσεων
2. Διαγραφή συνδέσεων
3. Προσαρμογή βαρών συνδέσεων
4. Προσαρμογή της τιμής κατωφλιού των νευρώνων
5. Αλλαγή συναρτήσεων νευρώνων
6. Ανάπτυξη νέων νευρώνων
7. Διαγραφή νευρώνων

Η πιο συνήθης και εύκολη διαδικασία είναι η αλλαγή των βαρών των συνδέσεων. Η διαγραφή συνδέσεων επιτυγχάνεται εύκολα με το να θέσουμε το βάρος της συγκεκριμένης σύνδεσης στο 0. Μπορούμε να εισάγουμε μια καινούρια σύνδεση αλλάζοντας το βάρος μιας υπάρχουσας ανενεργής από 0 σε 1.

Η εισαγωγή και η διαγραφή νευρώνων μπορούν με έναν σχετικά εύκολο τρόπο να οδηγήσουν σε τοπολογία η οποία δίνει καλύτερα αποτελέσματα.

Η αλλαγή των συναρτήσεων δεν είναι εύκολη και γενικά αποφεύγεται.

Ενώ το δίκτυο ξεκινάει με τυχαίες τιμές βαρών όταν εκπαιδευτεί πλήρων και καταλήξει στην τοπολογία του μπορεί να λύνει άγνωστα προβλήματα. Τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι ίδιας φύσης με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευσή του.

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι εκπαίδευσης Νευρωνικών Δικτύων οι οποίες όμως κατηγοριοποιούνται με δύο τρόπους.

Με επίβλεψη

Είναι ο πιο συνηθισμένος τρόπος εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων. Στη μέθοδο αυτή παρουσιάζουμε τα πρότυπα στο δίκτυο Το δίκτυο ξεκινάει με τυχαίες τιμές στα βάρη και τα αλλάζει ανάλογα με τη διαφορά από την τιμή στόχο (γνωστή έξοδο). Ο σκοπός είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος εξόδου. [28]

Το βιολογικό αντίστοιχο αυτής της διαδικασίας είναι η αυτοσυσχετιστική μνήμη. [29] Αυτή μας δίνει την ικανότητα να αναγνωρίσουμε ένα γράμμα ακόμα και αν είναι μισοκατεστραμμένο ή να αναγνωρίσουμε ένα τοπίο ακόμα και αν βρέχει (θόρυβος). Η πληροφορία αυτή είναι αποθηκευμένη στην μνήμη μας και είμαστε ικανοί να ανασύρουμε αυτό το πρότυπο ακόμα και αν έχουμε τμήματα μόνο της πληροφορίας.

Χωρίς επίβλεψη

Κατά τη διαδικασία αυτή δίνουμε στο δίκτυο τις εισόδους αλλά η έξοδος δεν είναι γνωστή και έτσι δεν υπάρχει κάποιος τρόπος ελέγχου του σφάλματος. Το δίκτυο αναζητά μοτίβα στις εισόδους και προσπαθεί οι έξοδοι να έχουν την ίδια μορφή με τις εισόδους. Δε χρησιμοποιείται συχνά αλλά είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε εφαρμογές για τις οποίες δεν υπάρχουν δεδομένα. Έχει μεγάλη αξία στην αναγνώριση προτύπων και στον ορισμό κατηγοριών ενός προβλήματος σε περίπτωση που αυτές δεν είναι γνωστές.

Κατά τη φάση της εκπαίδευσης τα δεδομένα χωρίζονται τυχαία σε δύο κατηγορίες :σε αυτά που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και σε αυτά που θα χρησιμοποιηθούν για τον έλεγχο του δικτύου. Συνήθως το δείγμα εκπαίδευσης αποτελείται από το 70% των διαθέσιμων δεδομένων και το δείγμα επιβεβαίωσης από το υπόλοιπο 30%.

Ένα μεγάλο ζήτημα στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων είναι το τέλος της εκπαίδευσής τους. Γενικά θεωρούμε ότι ένα νευρωνικό δίκτυο είναι επαρκώς εκπαιδευμένο όταν θεωρήσουμε ότι το σφάλμα εξόδου είναι ικανοποιητικά μικρό. Για τον έλεγχο του σφάλματος χρησιμοποιούμε τη γραφική του σφάλματος εξόδου ως προς τον αριθμό των προτύπων που έχουν εξεταστεί, την οποία ονομάζουμε καμπύλη μάθησης. Είναι σημαντικό να εξετάζουμε τις καμπύλες μάθησης και για τα δύο δείγματα. Αν παρατηρήσουμε ότι η καμπύλη γίνεται ξαφνικά αύξουσα για το δείγμα ελέγχου ενώ συνεχίζει να φθίνει για το δείγμα εκπαίδευσης τότε ενδεχομένως να έχουμε

χρησιμοποιήσει μεγάλο δείγμα δεδομένων και το δίκτυο «χάνει» την ικανότητά του να γενικεύει. Το ζητούμενο δεν είναι η «αποστήθιση» του δείγματος εκπαίδευσης αλλά η ικανότητα στη γενίκευση.

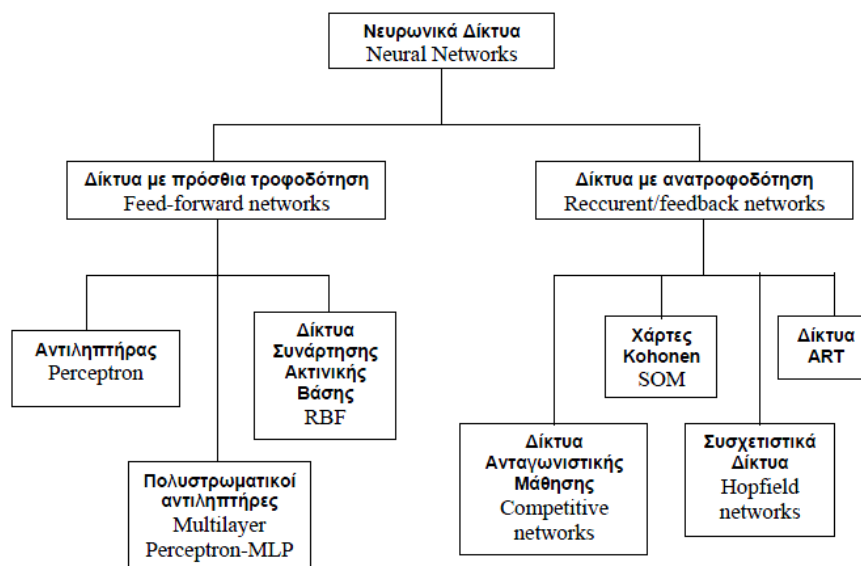
Ένα άλλο ζήτημα κατά την εκπαίδευση είναι ο απαιτούμενος χρόνος. Ανάλογα με την εφαρμογή ένας μεγάλος χρόνος εκπαίδευσης μπορεί να είναι αποδεκτός όταν δίνει γρήγορη απόκριση στην συνέχεια.

6.9. Ομαδοποίηση Νευρωνικών Δικτύων

Ένας τρόπος ομαδοποίησης είναι ο εξής: [31]

- **Fully connected (πλήρως διασυνδεδεμένα)**
Κάθε κόμβος-νευρώνας συνδέεται με όλους τους κόμβους του επόμενου επιπέδου
- **Partially connected**
Επιτρέπεται να υπάρχουν νευρώνες οι οποίοι δε συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.

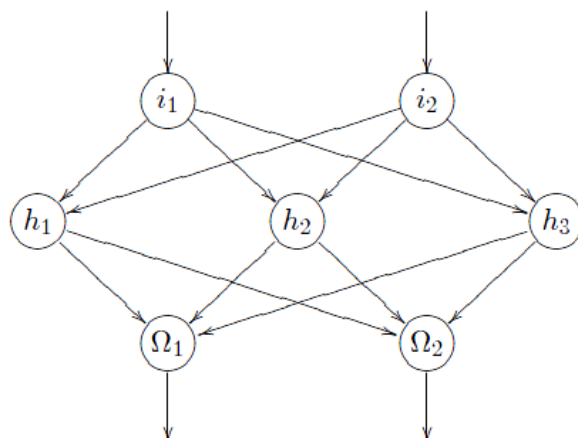
Τα Νευρωνικά Δίκτυα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες βάσει της τοπολογίας τους. [32]



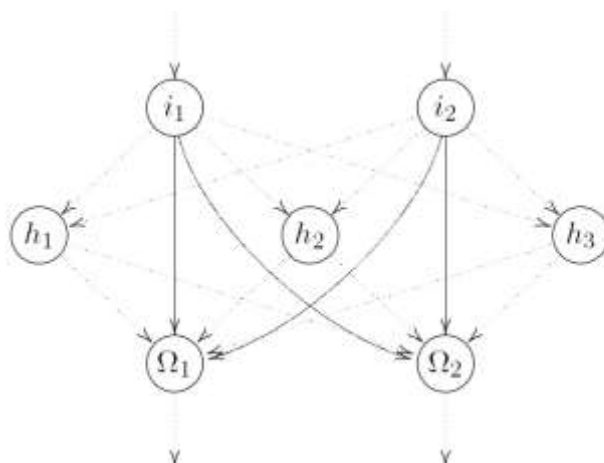
Εικόνα 6-7-Ομαδοποίηση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων βάσει Τοπολογίας

- **Feed Forward (πρόσθιας τροφοδότησης)**
Η ροή σημάτων γίνεται συνεχώς προς μία κατεύθυνση και δεν επιτρέπονται βρόγχοι ανάδρασης. Τα δίκτυα είναι οργανωμένα σε επίπεδα των οποίων οι κόμβοι

στέλνουν σήματα μόνο σε κόμβους του επόμενου επιπέδου. Υπάρχει το επίπεδο εισόδου, η κρυμμένα επίπεδα και το επίπεδο εξόδου.



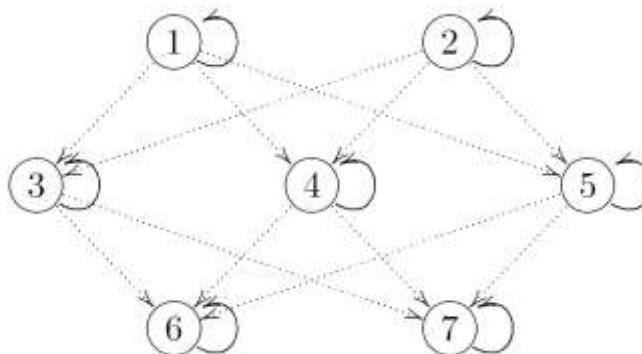
Εικόνα 6-8-Μοντέλο feed-forward δικτύου με τρία επίπεδα, δύο νευρώνες εισόδου, τρεις κρυφούς νευρώνες και δύο νευρώνες εξόδου [30]



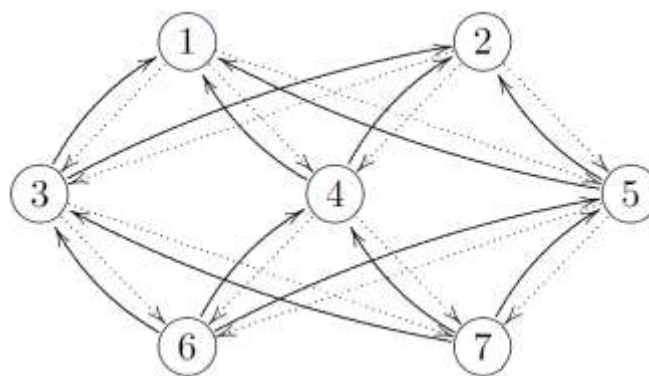
Εικόνα 6-9-Μοντέλο feed-forward δικτύου με συντομεύσεις

- **Feedback (με ανατροφοδότηση)**

Υπάρχουν οι τοπολογίες στις οποίες επιτρέπεται η έξοδος ενός νευρώνα να χρησιμοποιείται ως είσοδος για το νευρώνα αυτό (recurrent) όπως το σχέδιο της εικόνας 6-10 και τοπολογίες στις οποίες επιτρέπεται οποιαδήποτε σύνδεση μεταξύ των νευρώνων όπως το δίκτυο της εικόνας 6-11.



Εικόνα 6-10-μοντέλο feed back δικτύου όπου η έξοδος κάθε νευρώνα αποτελεί και είσοδό του



Εικόνα 6-11-Μοντέλο feed-back δικτύου στο οποίο επιτρέπονται οι συνδέσεις και η ροή πληροφορίας από οποιοδήποτε επίπεδο σε οποιοδήποτε άλλο

6.10. Βασικές αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

Γενικά τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι οργανωμένα σε τρία επίπεδα:

- Επίπεδο εισόδου
- Επίπεδο εξόδου
- Κρυφά επίπεδα

Στη συνέχεια θα εξετάσουμε μερικές από τις πιο συνηθισμένες αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων.

6.10.1. Multilayer Perceptron (πολυστρωματικοί αισθητήρες πρόσθιας τροφοδότησης)-MLP

Τα Multilayer Perceptron είναι feed forward νευρωνικά δίκτυα επιβλεπόμενης εκπαίδευσης.

Τα νευρωνικά δίκτυα MLP έχουν εφαρμοστεί πετυχημένα σε πολλά δύσκολα και διαφόρων φύσεων προβλήματα. Είναι ιδιαίτερα δημοφιλή και χρησιμοποιούνται περισσότερο από κάθε άλλο τύπο νευρωνικού δικτύου. Ένα τυπικό δίκτυο MLP αποτελείται από το επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα και το επίπεδο εξόδου. Το σήμα εισόδου κινείται προς τα εμπρός επίπεδο-επίπεδο. Χρησιμοποιούνται συνήθως με επιβλεπόμενη εκπαίδευση

Τα δίκτυα MLP μπορούν να προσεγγίσουν αρκετά καλά οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση αλλά όσο πιο περίπλοκη είναι αυτή τόσοι περισσότεροι νευρώνες απαιτούνται στο κρυφό επίπεδο.

Συνάρτηση μεταφοράς

Αν και με τη βηματική συνάρτηση οι MLP μπορούν να υλοποιήσουν αρκετά περίπλοκες συναρτήσεις αυτή δεν προτιμάται γιατί οι κύριες μέθοδοι εκπαίδευσης χρησιμοποιούν παραγωγούς και η βηματική συνάρτηση δεν είναι παραγωγίσιμη.

Συνήθως χρησιμοποιείται η σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς $f(u)=1/(1+e^{-u})$ που είναι παραγωγίσιμη.

Εναλλακτικά χρησιμοποιείται η υπερβολική εφαπτομένη $\tanh(u)=2f(u)-1$.

Η έξοδος του νευρώνα προσαρμόζεται στη συνάρτηση μεταφοράς και προωθείται στους επόμενους νευρώνες.

Εκπαίδευση-back propagation

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης Back Propagation ανήκει στην κατηγορία αλγόριθμων εκπαίδευσης με εκπαίδευση. Όπως είδαμε και προηγουμένως σε αυτές τις μεθόδους είναι γνωστή η έξοδος –στόχος και με μεταβολή των βαρών των νευρώνων προσπαθούμε να ελαχιστοποιήσουμε το σφάλμα ανάμεσα στην προβλεπόμενη έξοδο και την πραγματική.

Υπολογίζει το σφάλμα εξόδου κάθε προτύπου δεδομένων ως το άθροισμα των τετραγώνων των επιμέρους σφαλμάτων (SSE –Sum of Squares Error). Υπολογίζεται η συνεισφορά κάθε νευρώνα στο σφάλμα και στη συνέχεια η συνεισφορά κάθε βάρους του νευρώνα στο σφάλμα. Έχουμε έτσι ένα σύνολο εξισώσεων το οποίο δείχνει τη μετάδοση του σφάλματος σε όλο το δίκτυο.

Στη συνέχεια εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος ελαχιστοποίησης του συνολικού σφάλματος αλλάζοντας τις τιμές των βαρών, Ο αλγόριθμος Back Propagation χρησιμοποιεί μια μέθοδο που μοιάζει με τον Κανόνα Δέλτα Ελάχιστων Μέσων Τετραγωνικών Σφαλμάτων(LMS delta rule

Ο αλγόριθμος αυτός είναι επαναληπτικός. Στο δίκτυο παρουσιάζονται ένα τα πρότυπα εκπαίδευσης και κάθε φορά εκτελείται η διαδικασία αναπροσαρμογής των βαρών των νευρώνων. Όταν παρουσιαστούν όλα τα πρότυπα ξεκινάει πάλι από το πρώτο μέχρι η βελτίωση στο σφάλμα εξόδου ανάμεσα σε δύο πρότυπα να είναι ικανοποιητική μικρή και να θεωρήσουμε ότι ο αλγόριθμος έχει συγκλίνει στη βέλτιστη λύση.

Επιλογή αρχιτεκτονικής

Όπως είδαμε και προηγουμένως βασικό συστατικό των νευρωνικών δικτύων είναι ο αριθμός των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων που περιέχονται σε αυτά. Αν ο αριθμός αυτός είναι μικρός δε θα επιτύχουμε την ελαχιστοποίηση του σφάλματος ενώ αν είναι μεγάλος το δίκτυο θα «αποστηθίσει» τα δεδομένα εκπαίδευσης και θα χάσει την ικανότητα γενίκευσης [33].

Για την αποφυγή αυτού του φαινομένου χρησιμοποιούνται δύο τεχνικές: [34]

Easy Stopping

Τα δεδομένα χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες:

- Δεδομένα εκπαίδευσης-τα δεδομένα με τα οποία θα εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο
- Δεδομένα επαλήθευσης σφάλματος –με αυτά τα δεδομένα θα ελέγχεται το σφάλμα εξόδου
- Δεδομένα ελέγχου-με αυτά τα δεδομένα θα ελεγχθεί η απόδοση του νευρωνικού δικτύου με την ολοκλήρωση της εκπαίδευσής του

Bayesian regularization

Τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- Δεδομένα εκπαίδευσης
- Δεδομένα ελέγχου

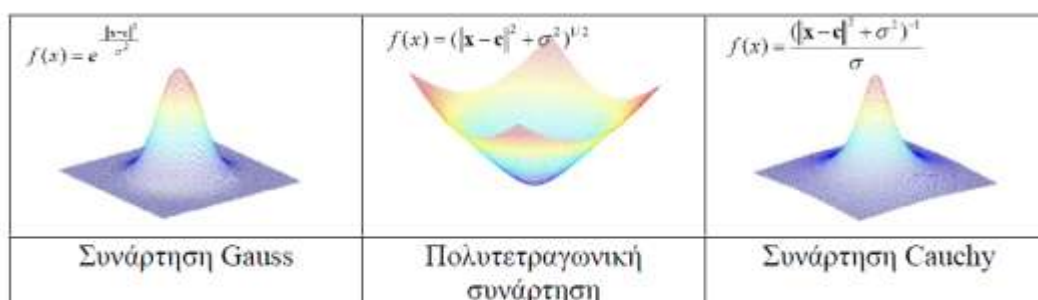
Όταν ένας νευρώνας δε συμμετέχει ουσιαστικά στην πρόβλεψη τότε αποκόπτεται.

Πριν την εκπαίδευση πρέπει να επιλεγεί και ο ρυθμός εκπαίδευσης(learning rate) που καθορίζει πόσο γρήγορα συγκλίνει ο αλγόριθμος. Αν η τιμή αυτή είναι μεγάλη τότε ο αλγόριθμος μπορεί να ταλαντώνεται γύρω από τη βέλτιστη λύση ενώ αν είναι μικρή τότε ενδεχομένως η λύση θα μας δώσει ένα τοπικό ελάχιστο του σφάλματος.

6.10.2. Radial Basis Function (Δίκτυα Ακτινικής Βάσης) RBF

Τα δίκτυα RBF είναι feed-forward νευρωνικά δίκτυα τα οποία χρησιμοποιούν την επιβλεπόμενη και τη μη επιβλεπόμενη εκπαίδευση.

Τα δίκτυα συναρτήσεων ακτινικής βάσης χρησιμοποιούν ακτινικές συναρτήσεις. Ακτινικές ονομάζονται οι συναρτήσεις στις οποίες κάθε διάνυσμα x σχετίζεται με κάποιο διάνυσμα κέντρου c , η τιμή της συνάρτησης εξαρτάται μόνο από την απόσταση από το κέντρο και το εύρος της συνάρτησης καθορίζεται από την παράμετρο c .



Εικόνα 6-12-Συναρτήσεις ακτινικού τύπου

Η εκπαίδευση ενός RBF δικτύου είναι μίγμα επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης. Στην πρώτη φάση εκπαιδεύεται το κρυφό επίπεδο χωρίς επίβλεψη το οποίο αποτελείται από τους ακτινικούς νευρώνες και στη συνέχεια εκπαιδεύεται το επίπεδο εξόδου (γραμμικό επίπεδο) με επίβλεψη.

Στην τοπολογία αυτή στο κρυφό επίπεδο (ακτινικό) υπάρχουν τόσες νευρώνες όσα και πρότυπα εκπαίδευσης. Τα βάρη κάθε νευρώνα είναι ίσα με αυτά του αντίστοιχου προτύπου. Οι έξοδοι των νευρώνων του ακτινικού επιπέδου πολλαπλασιάζονται με τα βάρη στις εισόδους των γραμμικών νευρώνων και δίνουν την τελική έξοδο.

Ο βαθμός ενεργοποίησης ενός ακτινικού νευρώνα εξαρτάται από την απόσταση του σήματος εισόδου από τα βάρη στην είσοδό του. Με την είσοδο ενός σήματος στο δίκτυο θα ενεργοποιηθούν όλοι οι ακτινικοί νευρώνες αλλά θα ενεργοποιηθούν σε μεγαλύτερο βαθμό οι νευρώνες εκείνοι που τα βάρη τους είναι πιο κοντά στην τρέχουσα είσοδο.

Η τιμή της συνάρτησης μεταφοράς c είναι σημαντική γιατί καθορίζει πόσο γρήγορα πέφτει ο βαθμός ενεργοποίησης ενός νευρώνα όσο η είσοδος απομακρύνεται από τα βάρη του.

Τα δίκτυα RBF έχουν εκτός από το επίπεδο εισόδου ένα κρυφό επίπεδο και το επίπεδο εξόδου. Με ένα μόνο κρυφό επίπεδο είναι ικανά να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση.

Γενικά τα δίκτυα RBF χρησιμοποιούν μεγάλο αριθμό νευρώνων και απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων εκπαίδευσης αλλά είναι πολύ ταχύτερα από τα δίκτυα MLP.

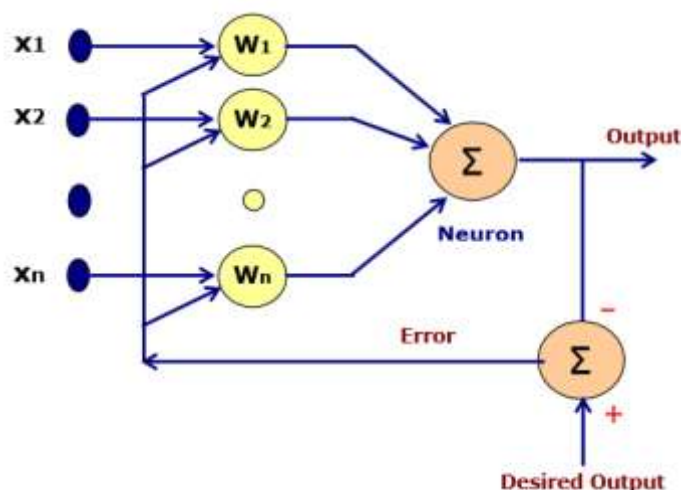
6.10.3. Adaptive Linear Element (ADALINE)

Τα δίκτυα ADALINE ανήκουν στην κατηγορία των feed-forward δικτύων επιβλεπόμενης μάθησης. Το στοιχείο του δικτύου ADALINE είναι ένας απλός νευρώνας τύπου McCulloch-Pitts. Η ιδιαιτερότητα αυτής της δομής είναι ότι στη φάση της εκπαίδευσης εκτός από το διάλυμα εισόδου παρουσιάζεται στο δίκτυο και η επιθυμητή έξοδος. [35]

Το δίκτυο εκπαιδεύεται συγκρίνοντας το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της εξόδου από την επιθυμητή έξοδο. Ο τρόπος αυτός εκπαίδευσης ονομάζεται κανόνας ΔΕΛΤΑ. Όταν τα βάρη των νευρώνων έχουν προσαρμοστεί παρουσιάζεται στο δίκτυο ένα καινούριο δείγμα προτύπων και ελέγχεται η συμπεριφορά του. Αν καταφέρει σε ικανοποιητικό βαθμό να προσεγγίσει τα επιθυμητά αποτελέσματα τότε θεωρούμε ότι το δίκτυο έχει την ικανότητα να γενικεύει.

Ο βασικός περιορισμός αυτής της αρχιτεκτονικής είναι ότι μπορούν να προσομοιάσουν μόνο προβλήματα τα οποία είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Τα δίκτυα ADALINE χρησιμοποιούνται συνήθως για να απροσομοιάσουν λογικές πύλες και σε εφαρμογές που η έξοδος είναι δυαδική.

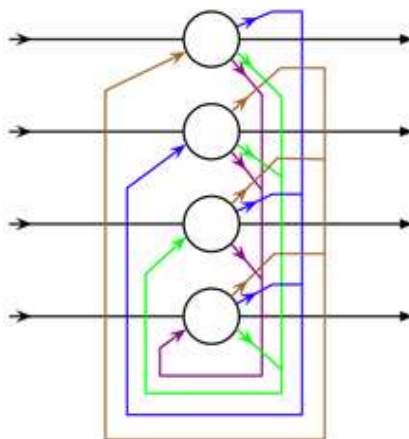
Για τη λύση πιο σύνθετων προβλημάτων δημιουργήθηκαν τα δίκτυα M-Adaline τα οποία αποτελούνται από πολλούς τέτοιους νευρώνες.



Εικόνα 6-13-Νευρώνας ADALINE

6.10.4. Δίκτυα Hopfield

Τα δίκτυα Hopfield είναι feedback νευρωνικά δίκτυα τα οποία χαρακτηρίζονται και ως συσχετιστικά. Η ιδιαιτερότητά τους είναι ότι όλοι οι νευρώνες συνδέονται ταυτόχρονα και με την είσοδο και με την έξοδο. Δεν υπάρχει ξεχωριστό επίπεδο εισόδου και εξόδου. Παρουσιάστηκαν από τον John Hopfield το 1982. Χρησιμοποιούνται ως μνήμες και προσφέρουν ένα μοντέλο για την καλύτερη κατανόηση της ανθρώπινης μνήμης.



Εικόνα 6-14-Παράδειγμα δικτύου Hopfield

Οι νευρώνες του δικτύου Hopfield μπορούν να λάβουν τυπικά δύο τιμές (συνήθως -1 και 1) και γενικά τα βάρη των νευρώνων είναι συμμετρικά. Μετά την εκπαίδευσή του ένα τέτοιο δίκτυο μπορεί να «θυμάται» και για κάθε διάνυσμα εισόδου να παρουσιάζει το κοντινότερο διάνυσμα στην έξοδό του.

6.10.5. Αυτοοργανούμενα δίκτυα-Δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης

Τα δίκτυα αυτά χρησιμεύουν κυρίως για την απεικόνιση των δεδομένων εισόδου στην έξοδό τους σε ένα δισδιάστατο χάρτη. Χαρακτηρίζονται ως feedback δίκτυα με μη επιβλεπόμενη εκπαίδευση.

Πρωτοπαρουσιάστηκαν από τον Τευνο Kohonen ο οποίος εμπνεύστηκε από τη λειτουργία του εγκεφάλου. Στον εγκέφαλο για την εκτέλεση κάποιων λειτουργιών (όραση, ακοή, αφή) φαίνεται ότι παίζει ρόλο και η φυσική διάταξη των νευρώνων και οι νευρώνες που λαμβάνουν παρόμοια εξωτερικά σήματα γειτνιάζουν.

Έτσι και στα δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης η τοπολογία των νευρώνων έχει σημασία με την εισαγωγή μιας συνάρτησης γειτνίασης. Με τη βοήθεια αυτής της συνάρτησης προσομοιάζεται η σημασία της γειτνίασης των νευρώνων στον εγκέφαλο. Κατά τη διάρκεια

της εκπαίδευσης το ζητούμενο είναι η δυνατότητα του δικτύου να απεικονίσει την είσοδο που λαμβάνει στο χάρτη εξόδου.

Οι βασικότερες τοπολογίες των δικτύων αυτών είναι οι εξής:

- Αυτοοργανούμενα δίκτυα Kohonen
- Learning Vector Quantization

6.11. Τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη του καιρού και της υδροηλεκτρικής παραγωγής στη βιβλιογραφία

Όπως είδαμε μέχρι τώρα τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα εργαλείο το οποίο γνωρίζει μεγάλη άνθηση τις τελευταίες δεκαετίες κυρίως λόγω της αύξησης της υπολογιστικής δύναμης των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Στο κεφάλαιο αυτό θα εξετάσουμε τη χρήση των νευρωνικών δικτύων στη βιβλιογραφία σε αντίστοιχα πεδία μελέτης με αυτό της παρούσας διπλωματικής.

Το πρόβλημα πρόγνωσης της υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής παραγωγής είναι ένα σύνθετο μη γραμμικό πρόβλημα το οποίο εξαρτάται από πολλούς παράγοντες. Ο βασικότερος παράγοντας είναι η βροχόπτωση. Δεν πρέπει όμως να ξεχνάμε ότι, όπως εξηγήθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο, η απόφαση για τη χρήση ή μη των υδροηλεκτρικών πόρων δεν είναι πάντα ορθολογική και βασισμένη σε συγκεκριμένες διαδικασίες.

6.11.1. Πρόβλεψη βροχόπτωσης

Σε μια προσπάθεια για την καλύτερη διαχείριση των υδροηλεκτρικών αποθεμάτων οι Marta Benito Morales και Lauren Dubus [36] χρησιμοποίησαν έναν μεγάλο όγκο δεδομένων από 48 μετεωρολογικούς σταθμούς από όλη τη Γαλλία για το χρονικό διάστημα 1952-2002. Για την ανάπτυξη του μοντέλου χωρίζουν τα δεδομένα σε γεωγραφικές περιοχές και εποχές. Στο μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται τα Root Mean Square Errors (Τετραγωνική ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος διαφέρουν από 30%-90% ανάλογα με την εποχή και την περιοχή.. Διακρίνουν επίσης την αδυναμία των γραμμικών μοντέλων πρόβλεψης να αναπαραστήσουν επαρκώς το πρόβλημα.

Οι Sulaiman Junaida, Darwis Herdianti και Hideo Hirose [37] χρησιμοποιώντας διάφορους τύπους νευρωνικών δικτύων αναπτύσσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης για την πρόβλεψη της μέγιστης βροχόπτωσης τις επόμενες πέντε ημέρες. Για την επιλογή των δεδομένων εισόδου χρησιμοποιούν στατιστικές μεθόδους για την αναγνώριση συσχετίσεων. Χρησιμοποιούν feed-forward Νευρωνικά δίκτυα και εξετάζουν διάφορες μεθόδους εκπαίδευσης. Και σε αυτή τη δημοσίευση φαίνεται η διαφορά της ακρίβειας της πρόβλεψης ανάλογα με την εποχή. Οι τιμές των RMSEs που δίνουν τα μοντέλα που εξετάστηκαν είναι από 70,41 (ένα

κρυφό επίπεδο με 5 νευρώνες) έως 102,38 (δύο κρυφά επίπεδα με 53 νευρώνες). Τα μοντέλα δίνουν τις καλύτερες προβλέψεις τους Σεπτέμβρη-Ιανουάριο και τις χειρότερες για Φεβρουάριο-Απρίλιο.

Οι Reinhard Teschl, Walter L. Randeu και Franz Teschl [38] εξετάζουν κατά πόσο τα δεδομένα από ραντάρ καιρού μπορούν με τη χρήση νευρωνικών δικτύων να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της βροχόπτωσης. Αναπτύχθηκαν δύο ειδών μοντέλα: ένα feed-forward με back propagation και ένα με Radial Basis Function. Κατά την ανάπτυξη των μοντέλων αρχικά ελέγχθηκαν απλά μοντέλα με την προσθήκη ολοένα και περισσότερων κρυφών νευρώνων και. Η απόδοση των αρχιτεκτονικών έγινε με τη σύγκριση του σφάλματος των δεδομένων ελέγχου. Η καλύτερη αρχιτεκτονική που επιλέχθηκε ήταν αυτή του feed-forward δικτύου με δύο κρυφά επίπεδα των πέντε νευρώνων.

Οι Kaiping Lin, Jianling Lin και Binlian Chen [39] ανέπτυξαν ένα μοντέλο feed-forward νευρωνικού δικτύου με τρία κρυφά επίπεδα και το εκπαιδύσαν βάσει ενός γενετικού αλγορίθμου στοχεύοντας στην βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη βροχόπτωσης. Τα αποτελέσματα του μοντέλου ήταν στις περισσότερες περιπτώσεις καλύτερα από κλασικά μοντέλα πρόβλεψης για τις περιοχές που ελέγχθηκαν.

Οι Saeed R. Khodashenas, N. Kahali και K. Davari [40] χρησιμοποίησαν τα μετεωρολογικά δεδομένα μηνιαίας βροχόπτωσης από μια περιοχή για να εκπαιδεύσουν ένα feed-forward νευρωνικό δίκτυο με back propagation. Δοκιμάστηκαν διάφορες αρχιτεκτονικές και αξιολογήθηκαν βάσει του συντελεστή συσχέτισης (correlation coefficient), του μέσου τετραγώνου του σφάλματος (Root Mean Square Error -RMSE), και του μέσου και απόλυτου σφάλματος (Mean και Absolute Error (MAE)). Από αυτή τη διαδικασία επιλέχθηκαν δύο δομές. Η πρώτη αποτελείται από πέντε νευρώνες εισόδου οι οποίοι αντιπροσωπεύουν τη βροχόπτωση των τελευταίων μηνών και ενός κρυφού επιπέδου με τρεις νευρώνες. Η δεύτερη αποτελείται από επτά νευρώνες εισόδου που αντιπροσωπεύουν τη βροχόπτωση των τελευταίων πέντε μηνών, τη μέση μηνιαία βροχόπτωση και τη βροχόπτωση του αντίστοιχου μήνα του προηγούμενου έτους και ένα κρυφό επίπεδο τεσσάρων νευρώνων. Σε αυτή τη δομή τα δεδομένα εισόδου κανονικοποιούνται για να βελτιώσουν την εκπαίδευση του δικτύου.

Οι Kin C. Luk, J. E. Ball και A. Sharma [41] συγκρίνουν διαφορετικές αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη βροχόπτωσης χρησιμοποιώντας δεδομένα από ένα μετεωρολογικά δεδομένα δυτικά του Σύδνεϋ. Εξετάστηκαν μοντέλα MLP, αυτοοργανούμενα δίκτυα και δίκτυα με χρονοκαθυστέρηση. Για κάθε ένα από τα μοντέλα επιλέχθηκε η βέλτιστη εσωτερική δομή μετά από δοκιμές. Όλα τα μοντέλα έδωσαν αντίστοιχα αποτελέσματα. Φάνηκε όμως για όλες τις αρχιτεκτονικές ότι τα μοντέλα εκείνα που χρησιμοποιούσαν δεδομένα σε μεγάλο βάθος χρόνου είχαν ελαφρώς χειρότερες αποδόσεις από εκείνα που στην είσοδό τους είχαν πρόσφατα δεδομένα. Οι συγγραφείς

αποδίδουν αυτή τη συμπεριφορά ότι η χρονοσειρά της βροχόπτωσης έχει «βραχεία» μνήμη.

6.11.2. Πρόβλεψη υδροηλεκτρικής παραγωγής

Οι R.B. Aquino, M Lira, M H. N. Marinho, I.A.Tavares και L.F.A. Cordeiro [42] συγκρίνουν ένα την απόδοση ενός μοντέλου MLP με υβριδικά μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων με fuzzy-logic για την πρόβλεψη της παραγωγής ενός υδροηλεκτρικού σταθμού σε χρονικό ορίζοντα ενός έτους. Σε επίπεδο έτους το MLP είχε την καλύτερη επίδοση με μέσο σφάλμα 12,88%. Τα υβριδικά μοντέλα έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα για τις μηνιαίες προβλέψεις. Και εδώ παρατηρείται η διαφοροποίηση του σφάλματος πρόγνωσης ανάλογα με την εποχή.

Οι Olaniyi S. Maliki et al [43] συνέκριναν ένα μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου MLP ενός κρυφού επιπέδου με μια κλασική μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης για την πρόβλεψη της ηλεκτρικής παραγωγής στη Νιγηρία. Τα αποτελέσματα τους δείχνουν ότι το νευρωνικό δίκτυο υπερέρχει σαφώς της απλής στατιστικής προσέγγισης του προβλήματος.

Οι Didem Cinar και Gulcun Kayakutlu [44] συγκρίνουν μοντέλα πρόβλεψης χρησιμοποιώντας γνωσιακή χαρτογράφηση νευρωνικά δίκτυα και απλή γραμμική παλινδρόμηση για την πρόβλεψη της υδροηλεκτρικής παραγωγής στην Τουρκία. Η πρότασή τους είναι ένα υβριδικό μοντέλο των πρώτων δύο μεθόδων-γνωσιακή χαρτογράφηση για την αναγνώριση των συσχετίσεων μεταξύ μεταβλητών εισόδου και εξόδου και στη συνέχεια χρήση νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη της παραγωγής.

Οι T.S. Abdulkadir, B.F. Sule και A.W. Salami χρησιμοποίησαν ένα feed-forward δίκτυο με δεδομένα εισόδου προηγούμενες εισροές υδάτων εκτιμώμενες εκροές και μετεωρολογικά δεδομένα για να προβλέψουν το ύψος των ταμιευτήρων σε δύο φράγματα του ποταμού Νίγηρα. Οι προβλέψεις τους είχαν απόκλιση 2,8% και 6,4% από τα πραγματικά δεδομένα. [45]

Οι Deepika Yadav, Naresh και Veena Sharma [46] δοκιμάζουν διάφορες αρχιτεκτονικές feed-forward νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της στάθμης ταμιευτήρα με σκοπό τον καλύτερο προγραμματισμό των εγχύσεων υδάτων από τον αντίστοιχο υδροηλεκτρικό σταθμό. Στη συνέχεια τις συγκρίνουν με μια προσέγγιση ANOVA. Και οι δύο μέθοδοι προσεγγίζουν ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές αλλά το νευρωνικό δίκτυο δείχνει καλύτερη προσαρμοστικότητα.

Ο E.Toth [47] εφάρμοσε μια υβριδική μέθοδο αυτοοργανούμενων δικτύων και feed-forward δικτύων για να προβλέψει βραχυπρόθεσμα τη ροή ενός ποταμού στον οποίο βρίσκεται εγκατεστημένος υδροηλεκτρικός σταθμός. Αρχικά με τη βοήθεια του αυτοοργανούμενου χάρτη κατατάσσει τα μετεωρολογικά δεδομένα και επιλέγει ανάμεσα

σε μια σειρά feed-forward δικτύων το καταλληλότερο για την πρόβλεψη της ροής μετά από 6 ώρες. Αν και η διάταξη αυτή δείχνει να έχει καλές προοπτικές είναι απαραίτητα περισσότερα στοιχεία εισόδου από την ευρύτερη περιοχή και κυρίως ανάντη του σταθμού.

Η κ. Γάζελα Μυρσίνη στη διδακτορική της διατριβή [48] εξετάζει τη χρήση μετεωρολογικών δεδομένων για την πρόβλεψη της συμπεριφοράς ενεργειακών συστημάτων μέσω νευρωνικών δικτύων. Επιδιώκει την ανάπτυξη ενός απλού μοντέλου με όσο το δυνατόν λιγότερα δεδομένα εισόδου που όμως να δίνει ικανοποιητική ακρίβεια. Για την αξιολόγηση των υπολογισμών χρησιμοποιεί το τυπικό σφάλμα εκτίμησης (Standard Error of Estimate). Προτείνει τη χρήση δύο διαφορετικών μοντέλων ανάλογα με την εποχή-ένα για τη χειμερινή περίοδο και ένα για τη θερινή. Για τη θερινή περίοδο επιλέγει ένα δίκτυο με τέσσερις νευρώνες εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο με έξι νευρώνες και ένα νευρώνα εξόδου και για τη χειμερινή περίοδο ένα με τέσσερις εισόδους, ένα κρυφό επίπεδο με δέκα κρυφούς νευρώνες και μία έξοδο. Τα μοντέλα που ανέπτυξε είναι feed-forward με back-propagation με batch εκπαίδευση και συνάρτηση μεταφοράς τη σιγμοειδή. Το τέλος της εκπαίδευσης συμβαίνει όταν ο ρυθμός εκμάθησης φτάσει την τιμή 0,0001

6.11.3. Προσομοίωση χρονοσειρών

Οι Yoshio Kajitani, Keith W.Hipel και A. Ian Mcleod [49] εξετάζουν διάφορα μοντέλα feed-forward Νευρωνικών Δικτύων για την προσομοίωση της κλασσικής χρονοσειράς του πληθυσμού του καναδικού λίγκα την περίοδο 1821-1934. Πειραματίζονται με διάφορους αριθμούς κρυφών επιπέδων αλλά και με διάφορες συναρτήσεις μεταφοράς στους νευρώνες. Η χρονοσειρά που επιλέχθηκε παρουσιάζει έντονη μη γραμμικότητα. Έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν αν δώσουν το ίδιο καλά αποτελέσματα ή και καλύτερα αποτελέσματα από άλλα στατιστικά μοντέλα. Το γεγονός ότι δίνουν γρήγορα αποτελέσματα και είναι σχετικά εύκολα στην υλοποίηση τα κάνει ιδιαίτερα ελκυστικά.

7. Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τα μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων που αναπτύχθηκαν θα τα συγκρίνουμε με αποτελέσματα από άλλες μεθόδους πρόβλεψης.

7.1. Άλλα Μοντέλα πρόβλεψης

7.1.1. Γραμμική Παλινδρόμηση

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι μία από τις πιο συνηθισμένες μεθόδους για τη διερεύνηση της σχέσης μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής και ανεξαρτήτων μεταβλητών. Η εξαρτημένη μεταβλητή εκφράζεται ως ένας γραμμικός συνδυασμός των ανεξάρτητων μεταβλητών με τη μορφή: [50]

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon_i$$

Όπου:

Y = η τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής

β_0 = μία σταθερά

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ = οι συντελεστές παλινδρόμησης

ϵ = σφάλμα ή κατάλοιπο, η διαφορά ανάμεσα στην πραγματική τιμή της μεταβλητής Y και της τιμής πρόβλεψης

Η εξίσωση προκύπτει με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Επιλέγονται οι τιμές των $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ που ελαχιστοποιούν το άθροισμα των τετραγώνων των αποκλίσεων μεταξύ των πραγματικών τιμών της τιμής Y και των τιμών πρόβλεψης.

Το μοντέλο αυτό βασίζεται στις εξής υποθέσεις:

- Τα σφάλματα ϵ_i είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και κατανομονται κανονικά
- Οι αναμενόμενες τιμές των σφαλμάτων ϵ_i είναι μηδέν
- Τα σφάλματα ϵ_i έχουν την ίδια διακύμανση σ^2_{ϵ} για όλους τους συνδυασμούς των ανεξάρτητων μεταβλητών

7.1.2. Αυτοπαλινδρούμενα Μοντέλα Κινητού Μέσου- Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Η μέθοδος ARIMA ή Box-Jenkins αποτελεί μια μέθοδος ανάπτυξης ενός υποδείγματος που να αναπαριστά ικανοποιητικά τη стоχαστική διαδικασία από την οποία προέκυψαν τα δεδομένα μας. [51]

Τα μοντέλα ARIMA χρησιμοποιούνται ευρέως στην πρόβλεψη χρονοσειρών γιατί προσομοιώνουν αρκετά καλά τη διαχρονική συμπεριφορά πολλών μεγεθών. Οι προβλέψεις βασίζονται αποκλειστικά σε προηγούμενες παρατηρήσεις και δεν είναι απαραίτητο να γνωρίζουμε ποιες ανεξάρτητες μεταβλητές επηρεάζουν τη χρονοσειρά Y_t .

Ένα υπόδειγμα ARIMA έχει τη μορφή”

$$z_t = \beta_0 + \beta_1 z_{t-1} + \beta_2 z_{t-2} + \dots + \beta_p z_{t-p} + e_t + a_1 e_{t-1} + a_2 e_{t-2} + \dots + a_q e_{t-q}$$

$$z_t = D^d Y_t$$

Όπου

- β_i - αυτοπαλινδρούμενοι συντελεστές (autoregressive)
- a_i συντελεστές κινητού μέσου (moving average)

Γενικά τα υποδείγματα ARIMA είναι κατάλληλα για βραχυχρόνιες προβλέψεις

Το πρόγραμμα SPSS χρησιμοποιεί τη μέθοδο ARIMA για την πρόβλεψη χρονοσειρών και επιλέγει ανάλογα με τα δεδομένα το κατάλληλο κάθε φορά μοντέλο.

7.2. Δείκτες σφάλματος

Για την αξιολόγηση και την ανάλυση των αποτελεσμάτων ενός μοντέλου πρόβλεψης υπάρχουν πολλοί δείκτες. Οι δείκτες αυτοί μας βοηθούν ώστε να επιλέξουμε το καλύτερο μοντέλο από τα διαθέσιμα, να διαλέξουμε την καταλληλότερη μέθοδο για τη συγκεκριμένη μέθοδο πρόβλεψης, να προβλέψουμε το μέγεθος του σφάλματος και να ποσοτικοποιήσουμε την αβεβαιότητα των προβλέψεων. Δεν υπάρχει καθολικός «καλύτερος» δείκτης για τη σύγκριση των μοντέλων. Ανάλογα με την περίπτωση μπορούμε κάθε φορά να χρησιμοποιούμε ένα συνδυασμό δεικτών. Υπάρχουν δείκτες οι οποίοι δείχνουν την επίδοση του συγκεκριμένου μοντέλου και δείκτες που κάνουν συγκρίσεις μεταξύ μοντέλων. [52]

Ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή των βασικότερων δεικτών αξιολόγησης:

Mean Square Error(MSE)-Μέσου Τετραγωνικό Σφάλμα

Ορίζεται ως:

$$MSE = \frac{\sum (X_t - F_t)^2}{m} = \frac{\sum e_t^2}{m}$$

Όπου

X_t η πραγματική τιμή του μεγέθους για την περίοδο t
 F_t η τιμή της πρόβλεψης
 m το πλήθος των μετρήσεων

Αντίστοιχα εκφράζεται και η τετραγωνική ρίζα του προηγούμενου δείκτη η **Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος**

$$\text{Root Mean Square Error (RMSE)} = \sqrt{\frac{\sum (X_t - F_t)^2}{m}} = \sqrt{\frac{\sum e_t^2}{m}}$$

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στις μεγάλες τιμές σφάλματος λόγω του τετραγώνου. Οι δείκτες αυτοί δίνουν μια άμεση εικόνα της πιθανής απόκλισης της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη. Μειονεκτήματα των δεικτών αυτών είναι το ότι μπορούν να πάρουν οποιαδήποτε τιμή κάνοντας τις συγκρίσεις δύσκολες, και το ότι επηρεάζονται από ακραίες τιμές. Λόγω του εύκολου υπολογισμού τους και της σαφούς ερμηνείας τους είναι ιδιαίτερα δημοφιλείς.

Mean Absolute Error (MAE) -Μέσο απόλυτο σφάλμα

Ορίζεται ως:

$$MAE = \frac{\sum |X_t - F_t|}{m} = \frac{\sum |e_t|}{m}$$

Μειονεκτήματα αυτού του δείκτη είναι το ότι βασίζεται σε απόλυτες τιμές και το ότι μπορεί να πάρει οποιαδήποτε τιμή. Επηρεάζεται λιγότερο από το MSE από τις ακραίες τιμές και η ερμηνεία του είναι ευκολότερη. Δε χρησιμοποιείται ιδιαίτερα.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE_{reg})-Μέσο Απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα

Ορίζεται ως:

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{m} (100) = \frac{\sum \left| \frac{e_t}{X_t} \right|}{m} (100)$$

Και εκφράζει το σχετικό σφάλμα ως ποσοστό της πραγματικής τιμής. Η κατανόηση της σημασίας της τιμής τους είναι απλή και εύκολη αφού τα ποσοστά είναι κομμάτι της καθημερινότητάς μας. Επιτρέπει τη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μοντέλων και μεθόδων.

Το βασικότερό του μειονέκτημα είναι ότι δίνει μεγαλύτερες τιμές όταν η πρόβλεψη είναι μικρότερη της πραγματικής τιμής σε σχέση με την περίπτωση που η πρόβλεψη είναι

μεγαλύτερη από την πραγματική τιμή. Το χαρακτηριστικό αυτό μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα όταν η πραγματική τιμή είναι κοντά στο 0 και η πρόβλεψη μεγάλη. Ο δείκτης αυτός μπορεί να πάρει τιμές από 0% ως άπειρο.

Ο δείκτης αυτός είναι από τους πιο δημοφιλείς και χρησιμοποιείται σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών.

Symmetric Mean Absolute Percentage Error (MAPE_{sym})-Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα

Για να παρακαμφθεί το πρόβλημα του MAPE_{reg} με τη διαφορετική αντιμετώπιση μεγαλύτερων και μικρότερων τιμών πρόβλεψης από την πραγματική ορίζεται ο (MAPE_{sym}) ως:

$$APE_t = \left| \frac{X_t - F_t}{\frac{X_t + F_t}{2}} \right| (100)$$

Ο δείκτης αυτός μπορεί να πάρει τιμές από 0% ως 200%

Median Absolute Percentage Error (MdAPE)

Παρόμοιος με τον MAPE αλλά αντί να υπολογίσουμε το μέσο των απολύτων ποσοστιαίων σφαλμάτων υπολογίζουμε το διάμεσο. Δεν επηρεάζεται από ακραίες τιμές αλλά η ερμηνεία του είναι λιγότερο σαφής.

Percentage Better

Συγκρίνει μεταξύ τους δύο μοντέλα και δείχνει το ποσοστό των φορών που η μία μέθοδος ήταν καλύτερη από την άλλη. Είναι εύκολη στην ερμηνεία και στην κατανόηση αλλά αγνοεί τελείως το μέγεθος του εκάστοτε σφάλματος.

The Average Ranking of Various Methods (RANKS)

Χρειάζεται τουλάχιστον δύο διαφορετικούς μεθόδους για να συγκρίνει. Και αυτή αγνοεί το μέγεθος των σφαλμάτων και ταξινομεί τις μεθόδους ανάλογα με το μέγεθος των απολύτων σφαλμάτων σε σχέση με τις πραγματικές τιμές. Η μέθοδος με το μικρότερο απόλυτο σφάλμα έχει την κατάταξη 1. Δεν επηρεάζεται από ακραίες τιμές και επιτρέπει την ταυτόχρονη σύγκριση πολλών μεθόδων. Δεν προσφέρει όμως κάποια πληροφορία σχετικά με το πόσο καλύτερη είναι η μία μέθοδος από την άλλη.

Είναι χρήσιμη όταν πρέπει να επιλέξουμε μια μέθοδο που έχει συχνότερα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τις άλλες.

Theil's U-Statistics(U-Statistics)

Ορίζεται ως:

$$U - Statistic = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m \frac{(X_t - F_t)^2 / m}{X_t}}{\sum_{t=1}^m \frac{(X_t - FN_t)^2 / m}{X_t}}}$$

Όπου FN_t είναι η τιμή κάποιας μεθόδου αναφοράς. Μία τιμή ίση με 1 δείχνει ότι η αξιολογούμενη μέθοδος δίνει το ίδιο καλά αποτελέσματα με τη μέθοδο αναφοράς, τιμές μικρότερες της μονάδας ότι η αξιολογούμενη μέθοδος δίνει καλύτερα αποτελέσματα και τιμές μεγαλύτερες της μονάδας το αντίθετο.

Επηρεάζεται ιδιαίτερα από ακραίες τιμές και δεν είναι εύκολος στην ερμηνεία.

McLaughlin's Batting Average (Batting Average)

Αποτελεί εξέλιξη του παραπάνω δείκτη σε μια προσπάθεια να δίνει πιο κατανοητά αποτελέσματα.

$$\text{Batting Average} = 4 - \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m \frac{\left(\frac{X_t - F_t}{X_t}\right)^2}{m}}{\frac{\sum_{t=1}^m \frac{(X_t - FN_t)^2}{m}}{m}}} \quad (100)$$

Geometric Means of Square Error (GMMSE)-Γεωμετρικός Μέσος του Τετραγώνου των Σφαλμάτων.

Ορίζεται ως:

$$GMMSE = \left(\prod_t e_t^2 \right)^{1/m}$$

Το βασικό του πλεονέκτημα είναι ότι επιτρέπει τη σύγκριση μεταξύ δύο μοντέλων και δεν επηρεάζεται ιδιαίτερα από ακραίες τιμές.

Geometric Mean of Relative Absolute Errors (GMRAE)

$$GMRAE = \left(\prod_t RAE_t \right)^{1/m}$$

$$RAE_t = \frac{\left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{\left| \frac{X_t - FN_t}{X_t} \right|}$$

Αν και δεν επηρεάζεται ιδιαίτερα από ακραίες τιμές επηρεάζεται από πολύ μικρές και πολύ μεγάλες τιμές. Ιδιαίτερα δυσνόητος και ακατάλληλος για επιχειρηματικές αποφάσεις.

Median Relative Absolute Error (MdRAE)

Βρίσκεται ταξινομώντας τις τιμές RAE

$$RAE_t = \frac{\left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{\left| \frac{X_t - FN_t}{X_t} \right|}$$

Και βρίσκοντας το διάμεσό τους. Αν και δεν επηρεάζεται από ακραίες τιμές είναι ιδιαίτερα δυσνόητος.

R²

$$R^2 = \frac{\sum EE_t^2}{\sum TE_t^2}$$

Χρησιμοποιείται κατά κόρον στη γραμμική παλινδρόμηση. Το νόημά του εδώ να δείξει τη διασπορά των σφαλμάτων πρόβλεψης σε σχέση με το μέσο. Αν και είναι εύκολο στην κατανόηση η σύγκριση των σφαλμάτων με τον μέσο δεν έχει νόημα και για αυτό δε χρησιμοποιείται ιδιαίτερα για την αξιολόγηση των προβλέψεων.

7.3. Επιλογή δεικτών για τη σύγκριση των μεθόδων

		Evaluation is Done		
		On a Single Method	On More than One Method	In Comparison to Some Benchmark
Character of Measure	Absolute	MSE MAE GMMSE	RANKS	
	Relative to a Base or other Method		% Better	U-Statistic Batting Average GMRAE MdRAE
	Relative to the Size of Errors	MAPE MdAPE	dMAPE MAPE MdAPE	R ² dMAPE

Εικόνα 6-15-Ομαδοποίηση δεικτών σφάλματος [52]

Στο συγκεκριμένο πρόβλημα δεν έχουμε κάποια μέθοδο αναφοράς για να συγκρίνουμε οπότε κάποιοι δείκτες αποκλείονται.

Οι δείκτες που χρησιμοποιούνται κυρίως στη βιβλιογραφία είναι οι Mean Square Error, Mean Absolute Percentage Error για την αξιολόγηση των μεθόδων [53] και οι RANKS και %Better για τη σύγκριση των μεθόδων. Οι δείκτες αυτοί είναι εύκολοι στον υπολογισμό και στην κατανόηση και από μη στατιστικούς

Classifying the Various Accuracy Measures According to the Statistical and User Oriented Criteria
(***** = Highest Usage ... * = Least Usage)

		Statistical Criteria						
		Reliability			Discrimination			
		High	Medium	Low	High	Medium	Low	
User Oriented Criteria	Informativeness (and usage)	Reporting or Using Results		MAPE _{av} *****	MSE ***** MAPE _{sq} ***** MAE *** MdAPE ** GMMSE *	MSE ***** MAPE _{sq} ***** MAE *** MdAPE **	MAPE _{av} *****	GMMSE *
		Making Comparisons	Ranks **** Theil's-U ** Batting Avg **	% Better *** dMAPE ** GMRAE * MdRAE *		dMAPE *** GMRAE *	% Better **** Theil's-U **	Ranks **** % Better ***** GMRAE *
				MAPE _{av} ***	MAPE _{sq} ** MdAPE *	MAPE _{av} *** MdAPE *	MAPE _{av} ***	
	Intuitiveness (and understanding ability)	Common Sense Meaning		MAPE _{av} ***** % Better ***** dMAPE ***	MAPE _{sq} *****	MAPE _{av} ***** dMAPE ***	MAPE _{av} ***** % Better *****	
		Some Intuitive Meaning	Ranks **** Batting Avg **		MAE *** MdAPE **	MAE *** MdAPE **		Ranks **** Batting Avg ** MdRAE *
		Little or No Intuitive Meaning	Theil's-U **	GMRAE * MdRAE *	MSE ***** GMMSE *	MSE ***** GMMSE *	Theil's-U **	GMMSE *

Εικόνα 6-16-Ομαδοποίηση δεικτών σφάλματος [52]

Οι τιμές της υποχρεωτικής έγχυσης υδάτων εμφανίζουν έντονη εποχική διακύμανση σε μεγάλο εύρος. Δείκτες όπως ο Mean Square Error και ο Root Mean Square Error μπορεί να οδηγήσουν σε λάθος συμπεράσματα αφού βασίζονται στο απόλυτο σφάλμα [54]. Οι παρατηρούμενες τιμές υποχρεωτικής παραγωγής ανάμεσα σε χειμώνα και καλοκαίρι μπορεί να διαφέρουν ως και δεκαπέντε φορές. Έτσι ένα απόλυτο σφάλμα που θα ήταν ικανοποιητικό το χειμώνα είναι μη αποδεκτό για ένα καλοκαιρινό μήνα.

Για το λόγο αυτό θα χρησιμοποιήσουμε το Mean Absolute Percentage Error(MAPE) και το Symmetric Mean Absolute Percentage Error ($MAPE_{sym}$) Για κάθε υδροηλεκτρικό σταθμό θα επιλέξουμε το μοντέλο με το μικρότερο $MAPE_{sym}$. Στη συνέχεια θα αθροίσουμε τα αποτελέσματα αυτά και θα έχουμε τη συνολική υποχρεωτική παραγωγή από όλους τους ΥΗΣ της χώρας.

Υπενθυμίζουμε ότι ο δείκτης αυτός λαμβάνει τιμές από 0% έως 200%. Επειδή είναι πιο δυσνόητος στα αποτελέσματα θα παρουσιαστούν επίσης το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα ($MAPE_{reg}$), το απόλυτο σφάλμα και το Median Absolute Percentage Error(MdAPE). Η ερμηνεία του δείκτη αυτού είναι ότι οι μισές προβλέψεις είναι καλύτερες από το ποσοστό του δείκτη και οι άλλες μισές χειρότερες. Παρουσιάζεται επίσης και το απόλυτο σφάλμα.

8. Ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης

8.1. Δεδομένα εισόδου

Ένα από τα βασικότερα προβλήματα της ανάπτυξης ενός μοντέλου πρόβλεψης για την πρόβλεψη της υποχρεωτικής υδροηλεκτρικής παραγωγής ανά μήνα είναι η έλλειψη ιστορικών στοιχείων [33]. Πριν την απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας δε δημοσιεύονταν προβλέψεις και απολογιστικά δεδομένα. Η ιστοσελίδα του ΑΔΜΗΕ διαθέτει δημοσιευμένα στοιχεία αποσπασματικά από το 2010 και ολοκληρωμένα από το 2011 και μετά.

Οι αποφάσεις για την υποχρεωτική έγχυση υδάτων επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από τις ανάγκες για άρδευση των γύρω περιοχών. Μία φορά την εβδομάδα ο ΑΔΜΗΕ ανακοινώνει ένα ενδεικτικό πρόγραμμα υποχρεωτικών εγχύσεων με αναφορά στις εισηγήσεις των αρμόδιων υπηρεσιών. Δυστυχώς όμως οι αποφάσεις αυτές δεν είναι διαθέσιμες στο διαδίκτυο είτε μέσω ΔΙΑΥΓΕΙΑΣ ή μέσω των ιστοσελίδων των περιοχών ώστε να είναι εύκολη η εύρεσή τους σε εβδομαδιαία βάση και επιπλέον δεν τεκμηριώνεται το σκεπτικό τους ώστε να μπορεί να ενσωματωθεί στο μοντέλο. Όπως θα αναφέρουμε και στην ενότητα με τις προτάσεις για μελλοντική εξέλιξη του μοντέλου θα ήταν σκόπιμη η διερεύνηση της σχέσης του είδους των γύρω από κάθε ταμιευτήρα καλλιεργειών με τις ανάγκες για νερό.

Ένα επιπλέον πρόβλημα είναι η δυσκολία εξεύρεσης μετεωρολογικών δεδομένων για τις περιοχές στις οποίες λειτουργούν υδροηλεκτρικοί σταθμοί. Κοντά στους ταμιευτήρες δεν υπάρχουν συνήθως μετεωρολογικοί σταθμοί με διαθέσιμα στο κοινό στοιχεία. Για την πρόβλεψη των εισροών στους ταμιευτήρες θα ήταν απαραίτητα δεδομένα από μια αρκετά ευρεία περιοχή όπως αντίστοιχα και για την καλύτερη εκτίμηση των αναγκών σε άρδευση τα ήταν χρήσιμα δεδομένα από περισσότερους σταθμούς.

Κατά την ανάπτυξη του μοντέλου πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκαν τα παρακάτω δεδομένα.

8.1.1. Ιστορικά στοιχεία παραγωγής

Από τα ιστορικά αρχεία του ΑΔΜΗΕ είναι διαθέσιμη η ωριαία υποχρεωτική έγχυση νερού για κάθε υδροηλεκτρική μονάδα. Για κάθε μονάδα αφαιρούνται τα διαστήματα προγραμματισμένης συντήρησης ή βλάβης.

8.1.2. Μετεωρολογικά δεδομένα

Όλα τα μετεωρολογικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προήλθαν από τη βάση δεδομένων του Εθνικού Αστεροσκοπείου Αθηνών μέσω της ιστοσελίδας www.meteo.gr. Τα δεδομένα που δημοσιεύονται είναι ημερήσια Επιλέχθηκαν οι κοντινότεροι σταθμοί στους

υδροηλεκτρικούς σταθμούς και στις λίμνες οι οποίες τα τροφοδοτούν. Στη συνέχεια μέσω δοκιμών επιλέχθηκαν τα δεδομένα εκείνα τα οποία συσχετίζονται περισσότερο με την υποχρεωτική παραγωγή.

Ιστορικά στοιχεία Βροχόπτωσης

Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία το βασικότερο δεδομένο που χρησιμοποιείται σε μοντέλα πρόβλεψης για βροχόπτωση, ροές υδάτων και υδροηλεκτρική παραγωγή είναι η στάθμη βροχόπτωσης των τελευταίων περιόδων. [55] [56]

Ιστορικά Δεδομένα Θερμοκρασιών

Κατά την ανάπτυξη του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν οι μέσες, ελάχιστες και μέγιστες θερμοκρασίες κατά τις τελευταίες περιόδους [57].

Πρόβλεψη βροχόπτωσης

Κατά την ανάπτυξη των μοντέλων δοκιμάστηκαν και δεδομένα πρόβλεψης από το site www.accuweather.com αλλά δε φάνηκε να συντελούν στη βελτίωση της πρόβλεψης και δεν συμπεριλήφθηκαν. Σε σύγκριση με τα ιστορικά στοιχεία βροχοπτώσεων φάνηκε να υπάρχει μεγάλη απόκλιση.

8.1.3. Στοιχεία ύψους στάθμης ταμιευτήρων

Ο ΑΔΜΗΕ ανακοινώνει σε ημερήσια βάση μια εκτίμηση της στάθμης των ταμιευτήρων των υδροηλεκτρικών σταθμών ως ποσοστό της μέγιστης χωρητικότητας. Στο τέλος κάθε μήνα δημοσιεύει απολογιστικά στοιχεία για όλες τις λίμνες μαζί.

8.1.4. Προβλέψεις ΑΔΜΗΕ

Στο τέλος κάθε μήνα ο ΑΔΜΗΕ δημοσιεύει συνολικά για όλους τους υδροηλεκτρικούς σταθμούς προβλέψεις υποχρεωτικής παραγωγής, υδατικών αποθεμάτων και αναμενόμενων εισροών για τρία μοντέλα πρόβλεψης(υψηλό ,μέσο και χαμηλό). Οι αναμενόμενες εισροές κάθε μήνα δεν είναι αποτέλεσμα πρόβλεψης αλλά σταθερές για κάθε μήνα του έτους.

Άλλα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία [55] είναι η ταχύτητα ανέμου και η κατεύθυνση, μετρήσεις υγρασίας και ατμοσφαιρικής πίεσης τα οποία όμως δεν είναι διαθέσιμα για τις συγκεκριμένες τοποθεσίες.

8.2. Προετοιμασία Δεδομένων

Όπως εξηγήθηκε και προηγουμένως η υποχρεωτική παραγωγή κάθε μέρας δημοσιεύεται την προηγούμενη οπότε δεν είναι απαραίτητη η βραχυπρόθεσμη ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον έχει η πρόβλεψη της υποχρεωτικής παραγωγής για τον επόμενο μήνα και για το επόμενο έτος καθώς αυτή αποτελεί βασικό παράγοντα του μεσοπρόσθεσμου προγραμματισμού κάθε οργανισμού που ασχολείται με την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Από τα δεδομένα αφαιρέθηκαν οι περίοδοι όπου οι ΥΗΣ είχαν βλάβη ή προγραμματισμένη συντήρηση.

8.2.1. Γεωγραφικός διαχωρισμός

Όπως περιγράφηκε και προηγουμένως οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί στην Ελλάδα βρίσκονται σε συγκροτήματα στη ροή ποταμών. Η λειτουργία των ανάντη μονάδων επηρεάζει αυτή των κατάντη οι οποίες συνήθως δεν έχουν ταμειυτήρες μεγάλης χωρητικότητας.

Οι υδροηλεκτρικές μονάδες ομαδοποιήθηκαν ως εξής:

- Συγκρότημα Αχελώου (Κρεμαστά, Καστράκι, Στράτος II)
Για τους σταθμούς αυτούς χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα από το σταθμό Αγρινίου
- Συγκρότημα Αλιάκμονα (Πολύφυτο, Σφηκιά, Ασώματα)
Για τους σταθμούς αυτούς χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα από τους σταθμούς Βέροιας και Ριζωμάτων
- Συγκρότημα Αράχθου (Πηγές Αώου, Πουρνάρι I&II)
Για τους σταθμούς Πουρνάρι I και Πουρνάρι II χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα από το σταθμό της Άρτας ενώ για το σταθμό Πηγών Αώου από το σταθμό Μετσόβου και Τριστένου
- Συγκρότημα Νέστου (Θησαυρός I,II & III, Πλατανόβρυση)
Για τους σταθμούς αυτούς χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα από τους σταθμούς Ξάνθης και Παρανεστίου
- Πλαστήρας
Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το σταθμό Τρικάλων
- Λάδωνας
Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το σταθμό Φολόης

8.2.2. Περίοδος Πρόβλεψης

Κατά την ανάπτυξη του μοντέλου τα δεδομένα ομαδοποιήθηκαν ανά μήνα, ανά εβδομάδα και ανά δεκαπενθήμερο και αναζητήθηκε η καλύτερη πρόβλεψη.

8.2.3. Δεδομένα προηγούμενων περιόδων

Έγιναν δοκιμές ώστε να προκύψει η συσχέτιση με την υποχρεωτική παραγωγή κάθε περιόδου με τις αμέσως προηγούμενες αλλά και με την αντίστοιχη του προηγούμενου έτους. Όπως θα φανεί και από τα αποτελέσματα τα καλύτερα αποτελέσματα τα έχουμε όταν επιλέγουμε το μήνα ως περίοδο πρόβλεψης.

8.2.4. Διαχωρισμός δεδομένων

Τα δεδομένα χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες, εκπαίδευσης, ελέγχου και επαλήθευσης. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούν το μεγαλύτερο ποσοστό και χρησιμοποιούνται για να εκπαιδεύσουν το δίκτυο να αναγνωρίζει τυχόν μοτίβα. Τα δεδομένα ελέγχου αξιολογούν την ικανότητα του εκπαιδευμένου μοντέλου να εξάγει αποτελέσματα και με τα δεδομένα επαλήθευσης διενεργείται ο τελικός έλεγχος. Στη βιβλιογραφία προτείνεται ο διαχωρισμός των διαθέσιμων δεδομένων να γίνεται με τον κανόνα 70-20-10 [58].

8.3. Επιλογή Αρχιτεκτονικής Νευρωνικών Δικτύων

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες εκπαίδευσης και ελέγχου με τυχαίο κάθε φορά τρόπο. Για το λόγο αυτό για κάθε πιθανή αρχιτεκτονική για κάθε ΥΗΣ πραγματοποιήθηκαν πολλαπλές επαναλήψεις ώστε να έχουμε αρκετές προβλέψεις για κάθε μήνα (τουλάχιστον δέκα). Η τιμή πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε είναι η μέση τιμή των προβλέψεων για κάθε μήνα.

8.3.1. Επιλογή μεθόδου

Η μέθοδος RBF απαιτεί μεγάλο αριθμό υποδειγμάτων για εκπαίδευση για να δώσει σωστά αποτελέσματα. Για το λόγο αυτό στις δοκιμές έδωσε χειρότερα κατά πολύ αποτελέσματα από την MLP η οποία και τελικά επιλέχθηκε.

8.3.2. Αριθμός κρυφών επιπέδων

Τα κρυφά επίπεδα είναι αυτό που παρέχει στο μοντέλο την ικανότητα να γενικεύει. Στη θεωρία ένα δίκτυο με ένα επίπεδο και ικανοποιητικό αριθμό κρυφών νευρώνων είναι ικανό να προβλέψει οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση. Στην πράξη χρησιμοποιούνται κυρίως δίκτυα με ένα ή δύο επίπεδα με καλά αποτελέσματα.

8.3.3. Αριθμός κρυφών νευρώνων

Γενικά η επιλογή του αριθμού των κρυφών κόμβων –νευρώνων γίνεται με δοκιμές.

8.3.4. Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης κάθε κόμβου είναι μια μαθηματική συνάρτηση η οποία καθορίζει την έξοδο ενός κόμβου. Κάθε κόμβος εφαρμόζει τη συνάρτηση ενεργοποίησης στις εισόδους του για να υπολογίσει την έξοδό του. Γενικά χρησιμοποιούνται μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης όπως η υπερβολική εφαιπτομένη ή η σιγμοειδής.

8.3.5. Προβλήματα κατά την ανάπτυξη του μοντέλου

Το βασικότερο πρόβλημα κατά την ανάπτυξη των μοντέλων ήταν η έλλειψη δεδομένων. Από τη μια τα αναλυτικά στοιχεία παραγωγής από μονάδες είναι διαθέσιμα τα τελευταία μόνο χρόνια. Οι περίοδοι συντηρήσεων των σταθμών επίσης επηρεάζουν τη συνέχεια των δεδομένων εισόδου.

Από την άλλη η μοναδική πρόσβαση σε μετεωρολογικά δεδομένα ήταν μέσω των σταθμών του Εθνικού Αστεροσκοπείου. Στην επαρχία όμως οι σταθμοί είναι λίγοι και είναι εγκατεστημένοι κυρίως μέσα σε πόλεις. Σε κάποιες περιπτώσεις υπάρχει απώλεια μετεωρολογικών δεδομένων για κάποιες μέρες στους σταθμούς αυτούς. Καθώς οι υδρολογικοί κύκλοι είναι υπερετήσιοι το ιδανικό θα ήταν να είχαμε στη διάθεσή μας δεδομένα που να καλύπτουν αρκετούς τέτοιους κύκλους.

9. Αποτελέσματα

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως η ανάλυση των δεδομένων έγινε ανά ΥΗΣ και επιλέχθηκε μοντέλο με τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε σταθμό.

Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων γίνεται συνολικά για όλους τους μήνες και ξεχωριστά για την ξηρή και την υγρή περίοδο.

Θα παρουσιαστεί αναλυτικά η διαδικασία που ακολουθήθηκε για τον Υδροηλεκτρικό Σταθμό Κρεμαστών ο οποίος είναι και ο ΥΗΣ με τη μεγαλύτερη παραγωγή. Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα για τους υπόλοιπους ΥΗΣ καθώς και για το σύνολο της υποχρεωτικής έγχυσης.

Από τις αρχιτεκτονικές που δοκιμάτηκαν επιλέχθηκε τελικά εκείνη με το μικρότερο μέσο συμμετρικό ποσοστιαίο σφάλμα $-MAPE_{sym}$ [53].

9.1. ΥΗΣ Κρεμαστά

Για τον ΥΗΣ Κρεμαστά χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα από το σταθμό του Αγρινίου.

9.1.1. 1η ομαδοποίηση δεδομένων

Αρχικά χρησιμοποιήθηκαν τα εξής δεδομένα εισόδου:

Μεταβλητές εισόδου	Τύπος ΤΝΔ	Περίοδος πρόβλεψης
Month		
Mandatory M-1		
Mandatory M-2		
Mandatory M-3		
Mandatoy Y-1		
rain M-1		
rain M-2		
rain M-3		
rain Y-1		
mean temp M-1		
high temp M-1		
low temp M-1		
pond level M-1		
pond level Y-1		
pond level M		

Αναπτύχθηκαν τα εξής μοντέλα:

Διαπανεπιστημιακό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
 Στη Διοίκηση Επιχειρήσεων-“Athens MBA”

	H 1-9	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Συνάρτηση Μεταφοράς	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Sigmoid	Sigmoid
Αριθμός κρυφών επιπέδων	1	1	1	1	2	1	2
Νευρώνες στο Κρυφό Επίπεδο 1	9	8	7	6	9	9	9
Νευρώνες στο κρυφό Επίπεδο 2	-	-	-	-	7	-	7

Με τα εξής αποτελέσματα:

		H 1-9	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Total	MAPEsym	17%	21%	22%	21%	20%	22%	25%
	MAPEreg	20%	29%	33%	29%	27%	30%	34%
	d-MAPE(Median)	13%	12%	12%	11%	13%	14%	15%
	Absolute Error	251.714	318.705	318.998	299.830	285.358	363.682	412.519
Dry Season	MAPEsym	13%	12%	14%	14%	10%	14%	11%
	MAPEreg	14%	13%	16%	15%	10%	16%	12%
	d-MAPE(Median)	11%	14%	10%	9%	6%	4%	7%
	Absolute Error	90.859	88.090	101.998	104.579	70.278	99.919	81.588
Wet Season	MAPEsym	20%	26%	27%	24%	25%	26%	32%
	MAPEreg	24%	38%	42%	37%	37%	38%	46%
	d-MAPE(Median)	15%	12%	15%	12%	15%	15%	22%
	Absolute Error	160.855	230.614	217.000	195.251	215.080	263.762	330.931

9.1.2. 2η ομαδοποίηση δεδομένων

Στη συνέχεια δοκιμάστηκαν διαφορετικά δεδομένα εισόδου:

Διαπανεπιστημιακό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
Στη Διοίκηση Επιχειρήσεων-“Athens MBA”

Μεταβλητές εισόδου	Τύπος ΤΝΔ	Περίοδος πρόβλεψης
Month Mandatory M-1 Mandatory M-2 Mandatory M-3 Mandatoy Y-1 rain M-1 rain M-2 rain M-3 rain Y-1 mean temp M-1 mean temp M-2 mean temp M-3 high temp M-1 high temp M-2 high temp M-3 low temp M-1 low temp M-2 low temp M-3 pond level M-1 pond level Y-1 pond level M	MLP	Μήνας

Και αναπτύχθηκαν μοντέλα με τις εξής αρχιτεκτονικές:

	H 1-9	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 1-5	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Συνάρτηση Μεταφοράς	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Sigmoid	Sigmoid
Αριθμός κρυφών επιπέδων	1	1	1	1	1	2	1	2
Νευρώνες στο Κρυφό Επίπεδο 1	9	8	7	6	5	9	9	9
Νευρώνες στο κρυφό Επίπεδο 2	-	-	-	-	-	7	-	7

Τα αποτελέσματά τους παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

		H 1-9	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 1-5	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Total	MAPEsym	19%	19%	23%	23%	18%	23%	21%	24%
	MAPEreg	23%	23%	32%	29%	23%	29%	26%	33%
	d-MAPE(Median)	12%	12%	14%	15%	12%	16%	13%	14%
	Absolute Error	288.330	304.705	347.556	360.237	303.393	376.440	320.493	347.854
Dry Season	MAPEsym	13%	11%	14%	14%	10%	11%	10%	10%
	MAPEreg	13%	11%	15%	15%	11%	11%	10%	10%
	d-MAPE(Median)	10%	8%	13%	12%	5%	8%	12%	10%
	Absolute Error	91.406	77.442	108.106	97.129	79.928	79.460	72.635	72.030
Wet Season	MAPEsym	22%	23%	28%	28%	22%	29%	26%	31%
	MAPEreg	29%	30%	40%	37%	29%	38%	35%	45%
	d-MAPE(Median)	15%	13%	15%	24%	12%	20%	16%	18%
	Absolute Error	196.924	227.262	239.450	263.108	223.465	296.980	247.859	275.824

9.1.3. 3η ομαδοποίηση δεδομένων

Στη συνέχεια δοκιμάστηκαν αρχιτεκτονικές με περίοδο πρόβλεψης μισό μήνα.

Μεταβλητές εισόδου	Τύπος ΤΝΔ	Περίοδος πρόβλεψης
Week Kremasta 2W-1 Kremasta 2W-2 Kremasta 2W-3 Kremasta 2W-4 Kremasta Y-1 rain 2W-1 rain 2W-2 rain 2W-3 rain 2W-4 rain Y-1 mean temp 2W-1 high 2W-1 low 2W-1 pond 2W-1 pond 2W-2 pond Y-1 current pond	MLP	Μήνας

	H 1-3	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 1-5	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Συνάρτηση Μεταφοράς	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Sigmoid	Sigmoid
Αριθμός κρυφών επιπέδων	1	1	1	1	1	2	1	2
Νευρώνες στο Κρυφό Επίπεδο 1	3	8	7	6	5	9	9	9
Νευρώνες στο κρυφό Επίπεδο 2	-	-	-	-	-	7	-	7

		H 1-3	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 1-5	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Total	MAPEsym	21%	26%	22%	22%	26%	26%	27%	34%
	MAPEreg	44%	49%	45%	41%	47%	47%	56%	79%
	d-MAPE(Median)	14%	15%	14%	13%	20%	20%	20%	24%
	Absolute Error	356.922	410.964	326.273	367.835	421.819	422.389	415.623	650.998
Dry Season	MAPEsym	12%	14%	12%	13%	17%	17%	14%	16%
	MAPEreg	12%	14%	12%	13%	17%	16%	14%	16%
	d-MAPE(Median)	12%	10%	9%	9%	11%	11%	11%	14%
	Absolute Error	99.087	106.932	91.403	98.744	121.336	119.555	113.460	120.239
Wet Season	MAPEsym	26%	32%	27%	27%	31%	31%	33%	44%
	MAPEreg	60%	71%	63%	56%	63%	63%	76%	112%
	d-MAPE(Median)	16%	22%	18%	18%	24%	24%	26%	35%
	Absolute Error	257.835	304.032	234.870	269.091	300.483	302.834	302.164	530.759

9.1.4. 4η ομαδοποίηση δεδομένων

Στη συνέχεια δοκιμάστηκαν αρχιτεκτονικές με περίοδο πρόβλεψης μία εβδομάδα.

Μεταβλητές εισόδου	Τύπος ΤΝΔ	Περίοδος πρόβλεψης
Week Kremasta W-1 Kremasta W-2 Kremasta W-3 Kremasta W-4 Kremasta Y-1 rain W-1 rain W-2 rain W-3 rain W-4 rain Y-1 mean temp W-1 high W-1 low W-1 pond W-1 pond W-2 pond Y-1 current pond	MLP	Μήνας

	H 1-2	H 1-3	H 1-4	H 1-1	H 2-1-1	S1-1	S2-1-1
Συνάρτηση Μεταφοράς	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Hyperbolic tang	Sigmoid
Αριθμός κρυφών επιπέδων	1	1	1	1	2	1	2
Νευρώνες στο Κρυφό Επίπεδο 1	2	3	4	1	1	1	1
Νευρώνες στο κρυφό Επίπεδο 2	-	-	-	-	1	-	1

		H 1-2	H 1-3	H 1-4	H 1-1	H 2-1-1	S1-1	S2-1-1
Total	MAPEsym	45%	45%	46%	47%	48%	47%	48%
	MAPEreg	96%	104%	98%	113%	120%	110%	186%
	d-MAPE(Median)	26%	27%	27%	29%	28%	28%	27%
	Absolute Error	809.409	831.190	829.963	830.953	869.399	857.292	855.256
Dry Season	MAPEsym	35%	36%	36%	38%	35%	37%	36%
	MAPEreg	70%	75%	72%	63%	66%	74%	70%
	d-MAPE(Median)	23%	23%	22%	24%	21%	23%	24%
	Absolute Error	239.144	252.334	246.483	235.116	225.668	254.438	235.504
Wet Season	MAPEsym	50%	50%	51%	53%	56%	52%	55%
	MAPEreg	110%	123%	112%	141%	150%	129%	150%
	d-MAPE(Median)	33%	33%	34%	33%	38%	34%	36%
	Absolute Error	570.265	578.855	583.480	595.836	643.731	602.855	619.752

9.1.5. 5η ομαδοποίηση δεδομένων

Στη συνέχεια αναπτύχθηκαν κάποια μοντέλα με τη μέθοδο Radial Basis Function τα οποία όμως έδωσαν χειρότερα αποτελέσματα λόγω του μικρού όγκου υποδειγμάτων εισόδου. Παρακάτω παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα:

		H 1-9
Total	MAPEsym	31%
	MAPEreg	41%
	d-MAPE(Median)	23%
	Absolute Error	458.846
Dry Season	MAPEsym	15%
	MAPEreg	14%
	d-MAPE(Median)	17%
	Absolute Error	112.024
Wet Season	MAPEsym	39%
	MAPEreg	55%
	d-MAPE(Median)	35%
	Absolute Error	346.822

9.1.6. Πρόβλεψη με άλλες στατιστικές μεθόδους

Για να ελεγχθεί κατά πόσον η πρόβλεψη με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι αποτελεσματική πραγματοποιήθηκαν προβλέψεις με το πρόγραμμα SPSS και με άλλες μεθόδους με τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν και στο μοντέλο με τα καλύτερα αποτελέσματα και με περίοδο πρόβλεψης ένα μήνα.

		Multiple Linear Regression			ARIMA
		Method:"Enter"	Method:"Stepwise"	Method:"Backward"	
Total	MAPEsym	28%	33%	33%	41%
	MAPEreg	28%	39%	32%	44%
	d-MAPE(Median)	15%	28%	15%	24%
	Absolute Error	347.625	532.342	380.567	760.286
Dry Season	MAPEsym	19%	28%	20%	35%
	MAPEreg	19%	28%	21%	35%
	d-MAPE(Median)	11%	28%	15%	24%
	Absolute Error	135.346	201.881	146.253	228.325
Wet Season	MAPEsym	33%	35%	40%	45%
	MAPEreg	33%	46%	37%	48%
	d-MAPE(Median)	16%	28%	18%	23%
	Absolute Error	212.279	330.460	234.314	531.961

Παρατηρούμε ότι από τις άλλες στατιστικές μεθόδους τα καλύτερα αποτελέσματα τα δίνει η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση με μέθοδο “Enter”. Για τη μέθοδο αυτή παίρνουμε επίσης τα εξής αποτελέσματα:

Model Summary^b

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,970 ^a	,942	,887	21160,001

a. Predictors: (Constant), pond level, rain M-2, rain M-3, rain M-1, Kremasta Y-1, Kremasta Mandatory M-3, rain Y-1, Month, Kremasta Mandatory M-1, high temp M-1, pond level Y-1, mean temp M-1, Kremasta Mandatory M-2, pond level M-1, low M-1

b. Dependent Variable: Mandatory Kremasta

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	115767084062,917	15	7717805604,194	17,237	,000 ^b
	Residual	7163930269,958	16	447745641,872		
	Total	122931014332,875	31			

a. Dependent Variable: Mandatory Kremasta

b. Predictors: (Constant), pond level, rain M-2, rain M-3, rain M-1, Kremasta Y-1, Kremasta Mandatory M-3, rain Y-1, Month, Kremasta Mandatory M-1, high temp M-1, pond level Y-1, mean temp M-1, Kremasta Mandatory M-2, pond level M-1, low M-1

Παρατηρούμε ότι το Sig<0,0005 άρα τα αποτελέσματα έχουν στατιστικό νόημα.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται συνολικά τα αποτελέσματα από τις αρχιτεκτονικές με τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε ομαδοποίηση. Παρατηρούμε πως τα καλύτερα αποτελέσματα και συνολικά αλλά και για την ξηρή και την υγρή περίοδο τα δίνει η 1^η ομαδοποίηση δεδομένων.

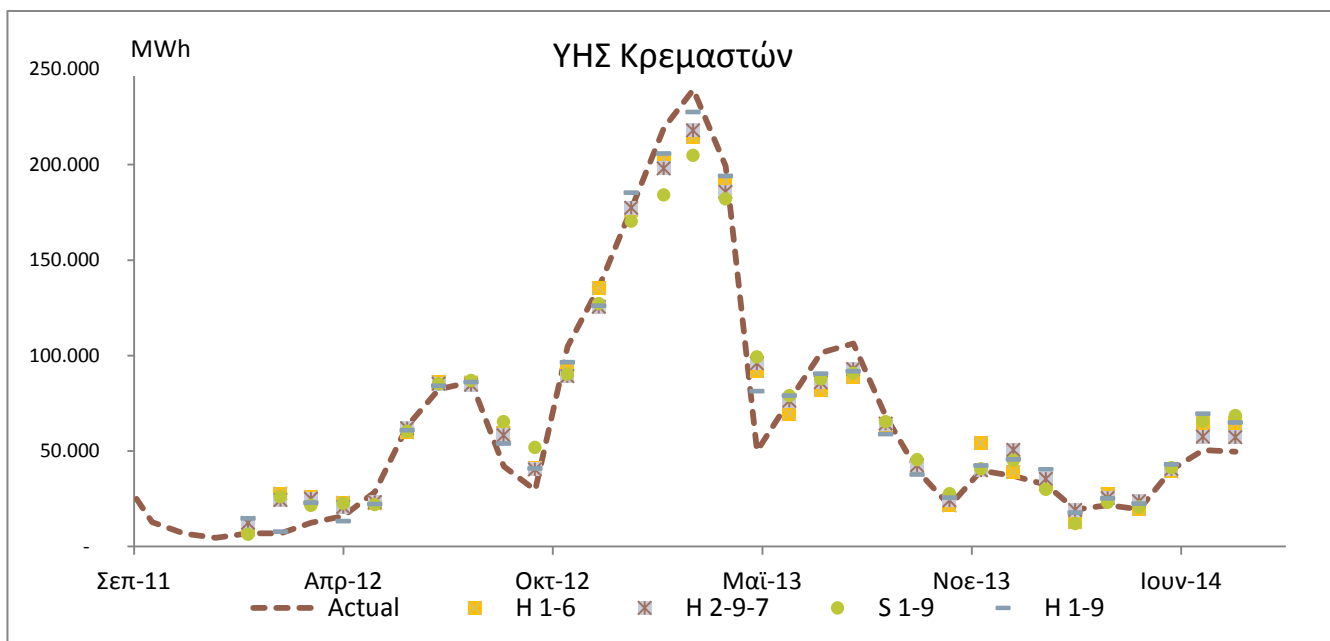
Διαπανεπιστημιακό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
Στη Διοίκηση Επιχειρήσεων-“Athens MBA”

		1η ομαδοποίηση/μηνιαία περίοδος				2η ομαδοποίηση/μηνιαία περίοδος		3η ομαδοποίηση/ 15 ημέρες			4η ομαδοποίηση/1 εβδομάδα			Multiple Linear Regression
		H 1-9	H 1-6	H 2-9-7	S 1-9	H 1-5	S 1-9	H 1-3	H 1-7	H 1-6	H 1-2	H 1-1	H 2-1-1	
Total	MAPEsym	17%	21%	20%	22%	18%	21%	21%	22%	22%	45%	47%	48%	28%
	MAPEreg	20%	29%	27%	30%	23%	26%	44%	45%	41%	96%	113%	120%	28%
	d-MAPE(Median)	13%	11%	13%	14%	12%	13%	14%	14%	13%	26%	29%	28%	15%
	Absolute Error	251.714	299.830	285.358	363.682	303.393	320.493	356.922	326.273	367.835	809.409	830.953	869.399	347.625
Dry Season	MAPEsym	13%	14%	10%	14%	10%	10%	12%	12%	13%	35%	38%	35%	19%
	MAPEreg	14%	15%	10%	16%	11%	10%	12%	12%	13%	70%	63%	66%	19%
	d-MAPE(Median)	11%	9%	6%	4%	5%	12%	12%	9%	9%	23%	24%	21%	11%
	Absolute Error	90.859	104.579	70.278	99.919	79.928	72.635	99.087	91.403	98.744	239.144	235.116	225.668	135.346
Wet Season	MAPEsym	20%	24%	25%	26%	22%	26%	26%	27%	27%	50%	53%	56%	33%
	MAPEreg	24%	37%	37%	38%	29%	35%	60%	63%	56%	110%	141%	150%	33%
	d-MAPE(Median)	15%	12%	15%	15%	12%	16%	16%	18%	18%	33%	33%	38%	16%
	Absolute Error	160.855	195.251	215.080	263.762	223.465	247.859	257.835	234.870	269.091	570.265	595.836	643.731	212.279

Όπως φαίνεται και στα αποτελέσματα τα καλύτερα αποτελέσματα τα έχουμε όταν η περίοδος πρόβλεψης είναι ένας μήνας. Η καταλληλότερη αρχιτεκτονική του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι αυτή με ένα κρυφό επίπεδο με εννιά νευρώνες και συνάρτηση μεταφοράς την υπερβολική εφαπτομένη(H-1-9). Η αρχιτεκτονική αυτή θα ήταν η καλύτερη αν απομονώναμε την υγρή περίοδο. Αν απομονώναμε την ξηρή περίοδο τότε η καταλληλότερη αρχιτεκτονική θα ήταν η H-1-6 (ένα κρυφό επίπεδο, έξι νευρώνες, υπερβολική εφαπτομένη).

Παρατηρούμε από τα αποτελέσματα ότι όλα τα μοντέλα δίνουν καλύτερα αποτελέσματα για την ξηρή περίοδο παρά για την υγρή. Αυτό μπορεί να εξηγηθεί εξαιτίας του γεγονότος ότι το καλοκαίρι οι εισροές είναι μειωμένες και οι ανάγκες σε άρδευση προβλέψιμες. Το χειμώνα από την άλλη αυξημένες εισροές που είναι πιο δύσκολο να προβλεφθούν οδηγούν στην αύξηση των υποχρεωτικών εκροών για αντιπλημμυρικούς λόγους.

Παρατηρούμε επίσης πως η πρόβλεψη με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση.



6-17-Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων πρόβλεψης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα

Στην παραπάνω γραφική φαίνονται οι προβλέψεις που δίνουν τα τέσσερα μοντέλα με τα καλύτερα αποτελέσματα από την πρώτη ομαδοποίηση.

9.2. Συνολικά αποτελέσματα

Για κάθε υδροηλεκτρικό σταθμό πραγματοποιήθηκε η παραπάνω ανάλυση μόνο που ως προκαθορισμένη περίοδος πρόβλεψης τέθηκε εξαρχής ο μήνας. Στη συνέχεια για κάθε ΥΗΣ επιλέχθηκε η αρχιτεκτονική που έδινε τα καλύτερα αποτελέσματα συνολικά για όλους τους μήνες και ξεχωριστά για την υγρή και την ξηρή περίοδο. Τα αποτελέσματα ανά σταθμό βρίσκονται στο Παράρτημα ΙΙ. Στη συνέχεια οι επί μέρους παραγωγές αθροίστηκαν και προέκυψε η πρόβλεψη της συνολικής υδροηλεκτρικής παραγωγής.

Για την πρόβλεψη W&D επιλέχθηκαν τα αποτελέσματα της αρχιτεκτονικής που έδινε την καλύτερη πρόβλεψη για υγρή και ξηρή περίοδο για κάθε ΥΗΣ και στη συνέχεια αθροίστηκαν. Αυτή η προσέγγιση προσθέτει πολυπλοκότητα στο σύστημα και δε φαίνεται να βελτιώνει την ακρίβεια της πρόβλεψης.

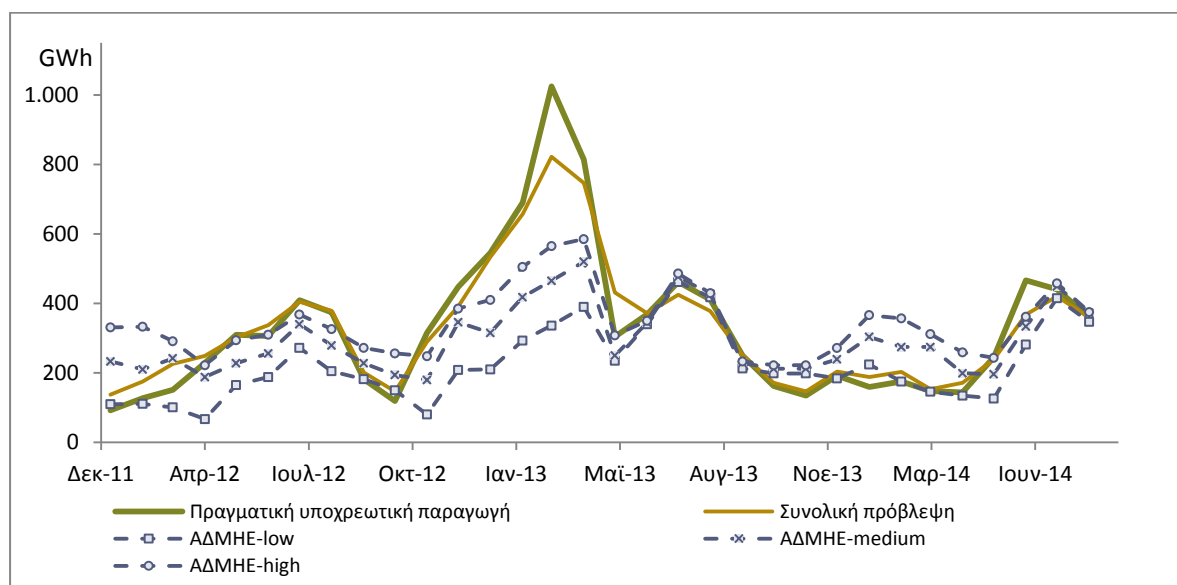
Όπως έχουμε ήδη πει ο ΑΔΜΗΕ δημοσιεύει για κάθε μήνα την πρόβλεψη της υδροηλεκτρικής παραγωγής σύμφωνα με τρία πιθανά σενάρια υδραυλικότητας χαμηλό-μέσο-υψηλό. Η πρόβλεψη με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δίνει καλύτερα αποτελέσματα όπως φαίνεται και από τα παρακάτω αποτελέσματα.

Διαπανεπιστημιακό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
 Στη Διοίκηση Επιχειρήσεων-“Athens MBA”

		Συνολική Πρόβλεψη	Πρόβλεψη W&D	ΑΔΜΗΕ-low	ΑΔΜΗΕ-medium	ΑΔΜΗΕ-high
Total	MAPEsym	11,9%	12,3%	38,2%	33,3%	32,8%
	MAPEreg	12,9%	13,4%	29,9%	37,0%	46,6%
	d-MAPE(Median)	8,2%	8,9%	29,7%	27,5%	23,6%
	Absolute Error	1.129.006	1.178.228	3.832.510	3.299.709	3.183.992
Dry Season	MAPEsym	6,2%	7,4%	21,1%	13,6%	11,0%
	MAPEreg	6,0%	7,1%	17,3%	12,8%	11,5%
	d-MAPE(Median)	4,6%	8,5%	7,8%	8,3%	5,4%
	Absolute Error	252.443	297.021	721.037	491.389	399.768
Wet Season	MAPEsym	14,8%	14,9%	47,2%	43,6%	44,2%
	MAPEreg	16,6%	16,6%	36,5%	49,7%	65,1%
	d-MAPE(Median)	8,9%	9,1%	40,8%	42,2%	42,1%
	Absolute Error	876.564	881.206	3.111.473	2.808.320	2.784.224

6-18-Αποτελέσματα πρόβλεψης σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα

Ας επιστρέψουμε στη γραφική που είχαμε δει στην εισαγωγή. Βλέπουμε πως η καμπύλη της πρόβλεψης «ακολουθεί» καλύτερα τις πραγματικές τιμές σε σχέση με τις δημοσιοποιημένες προβλέψεις.



6-19- Υποχρεωτική παραγωγή από υδροηλεκτρικούς σταθμούς σε σχέση με τη δημοσιευμένη πρόβλεψη στην Ελλάδα και τα αποτελέσματα της παρούσας διπλωματικής

9.3. Σύνοψη

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής αναπτύχθηκαν μοντέλα πρόβλεψης υδροηλεκτρικής παραγωγής με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων μέσω του προγράμματος SPSS επιμέρους για κάθε υδροηλεκτρικό σταθμό της χώρας. Για κάθε σταθμό δοκιμάστηκε μια σειρά αρχιτεκτονικών και επιλέχθηκε αυτή που έδινε το μικρότερο συμμετρικό ποσοστιαίο σφάλμα ($MAPES_{ym}$).

Τα μοντέλα αυτά έχουν κάποια κοινά χαρακτηριστικά:

- Τύπου Multilayer Perceptron
- Συνάρτηση Εισόδου: σταθμισμένο άθροισμα
- Συνάρτηση μεταφοράς: Υπερβολική εφαπτομένη
- Συνάρτηση εξόδου: Ταυτότητα
- Τρόπος εκπαίδευσης: batch
- Αλγόριθμος βελτιστοποίησης: Scaled conjugate gradient (μέθοδος συζυγών κλίσεων)
- Διαχωρισμός δεδομένων εκπαίδευσης: 70%-30%
- Ολοκλήρωση εκπαίδευσης: μετά από ένα βήμα χωρίς μείωση του σφάλματος ή αν η σχετική αλλαγή στο σφάλμα εκπαίδευσης πέσει κατ'ω από το 0,0001.

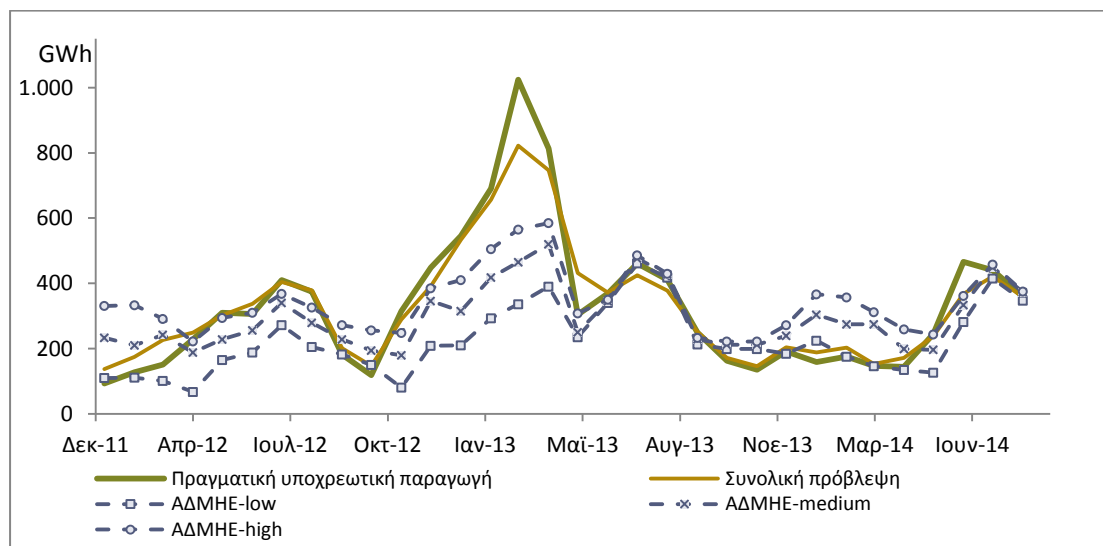
Το μοντέλο που επιλέχθηκε για κάθε ΥΗΣ έχει διαφορετικό αριθμό κρυφών επιπέδων και διαφορετικό αριθμό νευρώνων.

10. Συμπεράσματα

10.1. Αποτίμηση

Όπως είδαμε και παραπάνω η πετυχημένη πρόβλεψη της υποχρεωτικής παραγωγής παίζει σημαντικό ρόλο στην πρόβλεψη της τιμής της ενέργειας η οποία αποτελεί και τη βάση της στρατηγικής όλων των συμμετεχόντων στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Στα μοντέλα πρόβλεψης της τιμής που κυκλοφορούν στην αγορά το δεδομένο αυτό δεν είναι απλά σημαντικό αλλά και απαραίτητο για τη πρόβλεψη της τιμής.

Η διαθέσιμη πληροφορία σχετικά με μελλοντικές υποχρεωτικές εγχύσεις νερών ανά μήνα είναι η πρόβλεψη που δημοσιεύει ο ΑΔΜΗΕ ανάλογα με τρία σενάρια υδραυλικότητας. Όπως είδαμε και στην παρουσίαση των αποτελεσμάτων το μοντέλο που αναπτύχθηκε στη διάρκεια της διπλωματικής δίνει καλύτερη πρόβλεψη



Παρατηρώντας τη γραφική που παρουσιάστηκε και παραπάνω βλέπουμε πως η πρόβλεψη τους καλοκαιρινούς μήνες είναι πιο εύκολη αφού οι εισροές υδάτων είναι μειωμένες και οι απαιτήσεις σε νερό για κάλυψη άλλων αναγκών λίγο πολύ γνωστές. Τους μήνες της υγρής περιόδου η πρόβλεψη είναι χειρότερη με όλες τις αρχιτεκτονικές και για όλους τους ΥΗΣ λόγω της δυσκολίας πρόβλεψης των κατακρημνίσεων υδάτων.

Κανένα μοντέλο όμως δεν μπορεί να προβλέψει ακραίες τιμές όπως αυτές που παρατηρήθηκαν το χειμώνα του 2013 λόγω αυξημένων βροχοπτώσεων. Ενδεχομένως αν ήταν διαθέσιμα δεδομένα περισσότερων ετών που να κάλυπταν περισσότερους υπερετήσιους υδρολογικούς κύκλους η πρόβλεψη ακόμα και για ακραίες τιμές να ήταν καλύτερη.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα θα μπορούσαν να αποτελέσουν ένα αξιόπιστο εργαλείο στη διαχείριση των υδατικών αποθεμάτων των ταμιευτήρων των ΥΗΣ. Αν εκπαιδευτούν με μεγαλύτερο εύρος δεδομένων που ενδεχομένως είναι διαθέσιμο από κάποιους δημόσιους φορείς να μπορούν να δώσουν και πολύ καλύτερη πρόβλεψη σε σχέση με το μοντέλο που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής.

10.2. Ακρίβεια πρόβλεψης ανά ΥΗΣ

Ας αναλύσουμε αρχικά τους δείκτες συμμετρικού ποσοστιαίου σφάλματος $MAPE_{reg}$ για κάθε ΥΗΣ για τη βέλτιστη κάθε φορά αρχιτεκτονική.

Συγκρότημα	Plant	$MAPE_{sym}$	Production
Αλιάκμονα	Edessaios	1%	0,50%
Αλιάκμονα	Agras	3%	0,60%
Λάδωνα	Ladonas	7%	6,10%
Νέστου	Platanovrysh	18%	4,20%
Νέστου	Thesavros 3	19%	2,90%
Αχελώου	Kremasta	20%	20,80%
Αλιάκμονα	Polyfyto	21%	9,00%
Νέστου	Thesavros 1	21%	3,20%
Νέστου	Thesavros 2	21%	2,80%
Αλιάκμονα	Sfikia	22%	6,00%
Αχελώου	Kastraki	24%	14,70%
Αράχθου	Pournari 1	25%	7,10%
Αράχθου	P Aouu	25%	3,80%
Αλιάκμονα	Asomata	27%	2,90%
Αράχθου	Pournari 2	29%	0,90%
Αχελώου	STRATOS 1	29%	6,50%
Πλαστήρα	Plastiras	35%	5,30%

Όπως βλέπουμε η συνολική πρόβλεψη είναι για μερικούς πολύ καλή ενώ για άλλους όχι. Παρατηρούμε ότι τις καλύτερες προβλέψεις τις έχουμε για ΥΗΣ με «σαφέστερο» ρόλο όπως ο Έδεσσαίος και ο Άγρας οι οποίοι καλύπτουν την ύδρευση της Έδεσσας και εξασφαλίζουν νερό στους καταρράκτες. Ο ταμιευτήρας του ΥΗΣ Πλατανόβρυσης λειτουργεί ως κατάντη ταμιευτήρας του ΥΗΣ Θησαυρού και ο ΥΗΣ Λάδωνα καλύπτει κυρίως ανάγκες ύδρευσης και λιγότερο άρδευσης.

Τις χειρότερες προβλέψεις τις έχουμε για ΥΗΣ οι οποίοι καλύπτουν πολλαπλές ανάγκες όπως ο ΥΗΣ Πλαστήρα ο οποίος εκτός από την ύδρευση της πόλης της Καρδίτσας συμβάλλει ουσιαστικά στην άρδευση της πεδιάδας της Καρδίτσας. Αντίστοιχα ο ταμιευτήρας του Στράτου στον Αχελώο είναι επιφορτισμένος με την έγχυση νερών για άρδευση των γύρω

περιοχών ενώ ο ταμιευτήρας του Πουρναρίου στον Άραχθο προμηθεύει με πόσιμο νερό σχεδόν όλη την Ήπειρο.

Σημαντικό ρόλο στην ακρίβεια της πρόβλεψης παίζει και η ποιότητα των μετεωρολογικών δεδομένων. Για μερικούς σταθμούς δεν υπήρχαν κοντινοί σταθμοί του Εθνικού Αστεροσκοπείου ή αν υπήρχαν δεν είχαν αρκετά ιστορικά δεδομένα. Τέτοιο παράδειγμα είναι ο ΥΗΣ Πλαστήρα όπου ο κοντινότερος μετεωρολογικός σταθμός με διαθέσιμα δεδομένα για την περίοδο που μας απασχολεί είναι ο σταθμός των Τρικάλων. Για τους σταθμούς του συγκροτήματος του Αχελώου ο καταλληλότερος διαθέσιμος σταθμός είναι αυτός του Αγρινίου. Οι ταμιευτήρες όμως των ΥΗΣ βρίσκονται στα ορεινά όπου ο καιρός διαφέρει.

Για να ξεπεραστεί το πρόβλημα των μετεωρολογικών δεδομένων και να μπορεί να γίνει καλύτερη πρόβλεψη αλλά κυρίως διαχείριση των υδατικών αποθεμάτων επιβάλλεται η τοποθέτηση μετεωρολογικών σταθμών στους ταμιευτήρες αλλά και κατά μήκος των ποταμών που τους τροφοδοτούν. Το κόστος εγκατάστασης δεν είναι μεγάλο αν σκεφτούμε την ωφέλεια που μπορεί να προκύψει.

10.3. Η αρχιτεκτονική των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων ανά ΥΗΣ

Είδαμε από τα αποτελέσματα ότι τα ΤΝΔ δίνουν για το συγκεκριμένο πρόβλημα καλύτερη πρόβλεψη και από την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση και από την ARIMA αλλά κυρίως από τις διαθέσιμες δημοσιευμένες προβλέψεις. Δε φαίνεται να υπάρχει όμως μια αρχιτεκτονική η οποία να δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα για όλες τις περιπτώσεις.

Συγκρότημα	Plant	Βέλτιστη Αρχιτεκτονική
Αλιάκμονα	Edessaïos	H1-10
Αλιάκμονα	Agras	H 2-9-7
Αλιάκμονα	Polyfyto	H 1-11
Αλιάκμονα	Sfikia	H 1-5
Αλιάκμονα	Asomata	H 1-8
Αράχθου	Pournari 1	H 2-9-7
Αράχθου	P Aouu	H 2-10-8
Αράχθου	Pournari 2	H 1-6
Αχελώου	Kremasta	H 1-9
Αχελώου	Kastraki	H 1-9
Αχελώου	STRATOS 1	H 1-9
Λάδωνα	Ladonas	H 2-10-8
Νέστου	Platanovrysh	H 2-10-8
Νέστου	Thesavros 3	H 2-10-8
Νέστου	Thesavros 1	H 1-6
Νέστου	Thesavros 2	H 2-10-8
Πλαστήρα	Plastiras	H 1-6

Παρατηρούμε αρχικά ότι σε όλες τις αρχιτεκτονικές η επιλεγμένη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαιπτομένη. Πράγματι η σιγμοειδής φάνηκε ως καλύτερη επιλογή μόνο σε ορισμένες περιπτώσεις όπου έγινε ο διαχωρισμός μεταξύ υγρής και ξηρής περιόδου.

Οι περιπτώσεις όπου η καλύτερη αρχιτεκτονική περιελάμβανε δύο κρυφά επίπεδα αφορά κυρίως σταθμούς όπου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από δύο μετεωρολογικούς σταθμούς και αυξήθηκε κατά πολύ ο αριθμός των δεδομένων εισόδου όπως οι ΥΗΣ του συγκροτήματος του Νέστου και των Πηγών Αώου. Η διαφορά με τους σταθμούς του συγκροτήματος του Αλιάκμονα όπου επίσης χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από δύο σταθμούς (Βέροια και Ριζώματα) είναι ότι οι εισοδοί από το σταθμό της Βέροιας φάνηκαν να επηρεάζουν ελάχιστα την προβλεπόμενη τιμή. Ο αριθμός των κρυφών νευρώνων αποτελεί χαρακτηριστικό του κάθε ΥΗΣ

10.4. Σημαντικότητα δεδομένων εισόδου

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως για κάθε αρχιτεκτονική πραγματοποιήθηκαν πολλαπλές επαναλήψεις στις οποίες άλλαζαν συνεχώς τα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου. Έτσι αν και η σειρά η σημαντικότητα των μεταβλητών εισόδου συνεχώς άλλαζε εμφανίζονται κάποια μοτίβα. Η υποχρεωτική παραγωγή του προηγούμενου μήνα είναι πάντα η πιο σημαντική μεταβλητή εισόδου.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται η μέση σημαντικότητα όπως προκύπτει από το SPSS για όλες τις μεταβλητές εισόδου για την αρχιτεκτονική που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα για τον ΥΗΣ Κρεμαστών

Independent Variable Importance	
Kastraki Mandatory M-1	19,7%
Kastraki Mandatory M-2	7,5%
rain M-1	7,1%
Kastraki Y-1	6,8%
Kastraki Mandatory M-3	6,7%
Month	6,4%
mean temp M-1	6,2%
rain M-2	5,8%
high temp M-1	5,5%
pond level M-1	5,3%
rain M-3	4,9%
pond level	4,7%
low M-1	4,6%
pond level Y-1	4,6%
rain Y-1	4,1%

6-20

Παρατηρούμε πως η υποχρεωτική παραγωγή των τελευταίων τριών μηνών αλλά και του αντίστοιχου μήνα του προηγούμενου έτους επηρεάζει κατά πολύ την πρόβλεψη. Αντίθετα όσον αφορά τις βροχοπτώσεις φαίνεται πως οι παλιότερες του ενός μήνα βροχοπτώσεις δεν επηρεάζουν ιδιαίτερα την πρόβλεψη. Το γεγονός αυτό αναφέρεται και στη βιβλιογραφία και αποδίδεται στο γεγονός πως η χρονοσειρά της βροχόπτωσης έχει «βραχεία» μνήμη [41].

10.5. Μελλοντική έρευνα

Στην παρούσα διπλωματική δεν εξετάστηκε η σχέση μεταξύ των υδροηλεκτρικών σταθμών σε σειρά στον ίδιο ποταμό. Ενδεχομένως μια τέτοια προσέγγιση να βελτίωνε την ακρίβεια της πρόβλεψης.

Επίσης όπως αναφέραμε και προηγουμένως τα διαθέσιμα δεδομένα είναι περιορισμένα και καλύπτουν μια περίοδο τεσσάρων ετών. Όσο συσσωρεύονται δεδομένα καλό θα ήταν να γίνεται ένας επανέλεγχος για τις βέλτιστες αρχιτεκτονικές ανά ΥΗΣ.

Μια άλλη παράμετρος που δε λήφθηκε υπόψη κατά την ανάπτυξη του μοντέλου είναι το είδος των καλλιεργειών στις αρδευόμενες περιοχές. Οι ανάγκες σε νερό κάθε καλλιέργειας κάθε μήνα μπορούν να υπολογιστούν [59] και θα μπορούσαν ενδεχομένως να βελτιώσουν την ακρίβεια της πρόβλεψης.

I Παράρτημα -Το πρόγραμμα IBM-SPSS

I.1 Γενικά

Το πρόγραμμα IBM-Statistics(Statistical Package for the Social Sciences) είναι το πιο διαδεδομένο εργαλείο για επεξεργασία στατιστικών δεδομένων. Η πρώτη του έκδοση έγινε το 1968 από του Nie,Bent και Hull. Το 2009 εξαγοράστηκε από την IBM.

Για την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής χρησιμοποιήθηκε το IBM SPSS 20 και ειδικότερα η εφαρμογή που αφορά τα νευρωνικά δίκτυα.

Το βασικότερο πλεονέκτημα του SPSS είναι ότι είναι απλό και φιλικό και μπορεί άνετα να χρησιμοποιηθεί άνετα στην καθημερινότητα μιας επιχείρησης για την ανάλυση δεδομένων και την υποβοήθηση λήψης αποφάσεων.

I.2 Ανάπτυξη Νευρωνικών δικτύων μέσω του προγράμματος SPSS

Το πρόγραμμα παρέχει τη δυνατότητα επιλογής ανάμεσα σε δύο αρχιτεκτονικές οι οποίες αποτελούν τις πιο δημοφιλείς για προσομοίωση νευρωνικών δικτύων: τη Multilayer Perceptron (MLP) και τη Radial Base Function.

Το πρόγραμμα δίνει στο χρήστη την επιλογή να αναπτύξει τα μοντέλο είτε με τη μέθοδο MultiLayer Perceptron ή με τη Radial Basis Function.

I.2.1 MultiLayer Perceptron (MLP)

- Επιλογή μεγέθους δείγματος εκπαίδευσης και ελέγχου
- Επιλογή αρχιτεκτονικής(ένα ή δύο κρυφά επίπεδα και αριθμός νευρώνων)
- Επιλογή συνάρτησης μεταφοράς(υπερβολική εφαπτομένη ή σιγμοειδής)
- Επιλογή συνάρτησης εξόδου (ταυτότητα ή συνάρτηση softmax στην περίπτωση όπου όλως οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι μη αριθμητικές)
- Τη δυνατότητα κανονικοποίησης των δεδομένων εισόδου
- Επιλογή μεθόδου εκπαίδευσης

- Batch training

Κατά την εκπαίδευση «σε παρτίδες» το πρόγραμμα ανανεώνει τα βάρη των νευρώνων μόνο αφού έχει παρουσιάσει όλα τα πρότυπα εκπαίδευσης. Γενικά μειώνει το συνολικό σφάλμα αλλά μπορεί να χρειαστεί να προσαρμόσει πολλές φορές τα βάρη μέχρι να καταλήξει στα βέλτιστα.

Γενικά χρησιμοποιείται όταν υπάρχουν λίγα δεδομένα για την εκπαίδευση του Νευρωνικού Δικτύου.

- Online
Με αυτόν τον τρόπο εκπαίδευσης το πρόγραμμα προσαρμόζει μετά από κάθε πρότυπα τα βάρη των νευρώνων. Γενικά η online εκπαίδευση δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε περιπτώσεις που έχουμε πολλά δεδομένα εκπαίδευσης.
 - Mini Batch
Αποτελεί μια ενδιάμεση μέθοδο. Χωρίζει το δείγμα σε ίσα τμήματα και προσαρμόζει τα βάρη των νευρώνων κάθε φορά που τελειώνει με την παρουσίαση ενός τμήματος. Δίνει καλύτερα αποτελέσματα για μέσο αριθμό δεδομένων.
- Επιλογή αλγόριθμου βελτιστοποίησης
 - Κανόνες ολοκλήρωσης εκπαίδευσης
 - Αριθμός διαδοχικών επαναλήψεων χωρίς μείωση του σφάλματος
 - Μέγιστος χρόνος εκπαίδευσης
 - Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων παρουσίασης προτύπων
 - Ελάχιστη τιμή σφάλματος

1.2.2 Radial Basis Function (RBF)

- Επιλογή μεγέθους δείγματος εκπαίδευσης και ελέγχου
- Επιλογή αρχιτεκτονικής (επιλογή αριθμού νευρώνων)
- Επιλογή συνάρτησης μεταφοράς για κρυφό επίπεδο
- Τη δυνατότητα κανονικοποίησης των δεδομένων εισόδου

II Παράρτημα -Αποτελέσματα ανά ΥΗΣ

II.1 Συγκρότημα Αχελώου

II.1.1 Καστράκι

		H 1-9	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 1-5	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Total	MAPEsym	18%	20%	20%	20%	28%	23%	27%	25%
	MAPEreg	24%	27%	26%	25%	39%	32%	35%	34%
	d-MAPE(Median)	8%	8%	14%	11%	18%	14%	22%	14%
	Absolute Error	211.240	214.343	255.484	225.757	353.383	309.775	375.415	311.880
Dry Season	MAPEsym	9%	9%	8%	11%	14%	10%	15%	16%
	MAPEreg	9%	9%	8%	11%	14%	10%	14%	15%
	d-MAPE(Median)	6%	5%	5%	9%	14%	6%	7%	13%
	Absolute Error	46.223	43.736	42.851	52.669	72.924	49.403	74.376	77.542
Wet Season	MAPEsym	23%	25%	27%	24%	35%	31%	33%	30%
	MAPEreg	32%	37%	36%	33%	53%	43%	46%	44%
	d-MAPE(Median)	9%	13%	16%	11%	20%	18%	23%	14%
	Absolute Error	165.017	170.607	212.633	173.088	280.459	260.372	301.039	234.338

II.1.2 Στράτος I

		H 1-9	H 1-8	H 1-7	H 1-6	H 1-5	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Total	MAPEsym	23%	26%	28%	23%	25%	25%	38%	39%
	MAPEreg	29%	36%	38%	31%	34%	32%	54%	58%
	d-MAPE(Median)	16%	14%	20%	16%	16%	18%	31%	32%
	Absolute Error	129.404	133.983	148.855	125.359	144.590	137.960	238.027	238.792
Dry Season	MAPEsym	15%	13%	14%	15%	12%	13%	22%	19%
	MAPEreg	15%	14%	16%	16%	12%	14%	23%	22%
	d-MAPE(Median)	18%	14%	11%	18%	10%	15%	22%	18%
	Absolute Error	25.583	22.108	24.968	25.734	19.885	22.381	38.869	33.598
Wet Season	MAPEsym	27%	32%	35%	28%	33%	31%	47%	49%
	MAPEreg	37%	47%	50%	38%	46%	42%	70%	76%
	d-MAPE(Median)	15%	19%	25%	14%	20%	23%	37%	37%
	Absolute Error	103.821	111.875	123.886	99.625	124.704	115.579	199.157	205.193

II.2 Συγκρότημα Αλιάκμονα

II.2.1 Πολύφυτο

		H 1-9	H 1-11	H 1-7	H 1-6	H1-5	H 2-10- 8	S 1-9	S2-9-7
Total	MAPEsym	20%	17%	25%	21%	23%	25%	22%	28%
	MAPEreg	24%	21%	33%	28%	28%	34%	28%	40%
	d-MAPE(Median)	13%	9%	18%	9%	19%	12%	14%	17%
	Absolute Error	128.726	144.045	151.643	133.561	168.540	148.851	148.435	209.058
Dry Season	MAPEsym	8%	8%	8%	8%	10%	10%	9%	9%
	MAPEreg	9%	9%	8%	9%	10%	11%	9%	9%
	d-MAPE(Median)	5%	7%	6%	5%	7%	8%	5%	8%
	Absolute Error	39.769	39.897	38.727	36.681	46.078	45.786	40.997	45.280
Wet Season	MAPEsym	27%	22%	34%	27%	30%	32%	28%	39%
	MAPEreg	33%	28%	47%	37%	37%	46%	37%	56%
	d-MAPE(Median)	24%	14%	24%	17%	33%	24%	23%	32%
	Absolute Error	88.957	104.148	112.916	96.881	122.461	103.065	107.437	163.778

II.2.2 Σφηκιά

		H 1-8	H 1-9	H 1-7	H 1-5	H1-4	H 2-10- 8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	23%	20%	20%	18%	24%	18%	24%	23%
	MAPEreg	30%	25%	25%	22%	32%	24%	31%	28%
	d-MAPE(Median)	14%	12%	12%	11%	15%	9%	20%	17%
	Absolute Error	73.767	70.924	65.944	65.321	82.684	64.690	83.982	80.826
Dry Season	MAPEsym	7%	8%	6%	8%	9%	6%	9%	9%
	MAPEreg	8%	8%	7%	9%	10%	7%	10%	10%
	d-MAPE(Median)	3%	4%	2%	4%	4%	4%	6%	5%
	Absolute Error	14.909	18.183	12.493	17.093	19.534	13.681	20.134	18.357
Wet Season	MAPEsym	32%	26%	27%	23%	32%	25%	32%	30%
	MAPEreg	42%	34%	35%	28%	44%	33%	43%	37%
	d-MAPE(Median)	24%	14%	22%	22%	26%	11%	33%	23%
	Absolute Error	58.858	52.741	53.451	48.228	63.149	51.008	63.847	62.469

II.2.3 Ασώματα

	H 1-8	H 1-9	H 1-7	H 1-5	H1-6	H 2-10- 8	S 1-10	S2-10-8
MAPEsym	22%	24%	26%	26%	23%	25%	27%	27%
MAPEreg	27%	30%	35%	34%	31%	33%	37%	36%
d-MAPE(Median)	14%	15%	14%	17%	14%	14%	15%	16%
Absolute Error	51.228	52.982	55.445	57.456	55.697	52.314	61.557	61.882
MAPEsym	11%	14%	12%	10%	8%	11%	13%	10%
MAPEreg	12%	15%	14%	10%	8%	12%	14%	11%
d-MAPE(Median)	7%	10%	8%	9%	3%	8%	11%	5%
Absolute Error	15.219	19.795	17.449	15.462	13.726	16.999	18.646	14.638
MAPEsym	28%	29%	33%	34%	31%	31%	34%	36%
MAPEreg	35%	38%	47%	47%	44%	44%	48%	49%
d-MAPE(Median)	24%	24%	23%	33%	26%	24%	27%	32%
Absolute Error	36.009	33.187	37.996	41.995	41.971	35.315	42.911	47.244

II.2.4 Άγρας

		H 1-8	H 1-9	H 1-6	H 1-5	H1-10	H 2-9-7	S 1-9	S2-9-7
Total	MAPEsym	4%	3%	3%	3%	4%	3%	4%	4%
	MAPEreg	4%	3%	3%	3%	4%	3%	3%	3%
	d-MAPE(Median)	2%	1%	2%	1%	2%	1%	1%	1%
	Absolute Error	2.608	2.215	2.078	2.215	2.396	2.065	2.320	2.357
Dry Season	MAPEsym	7%	6%	6%	6%	7%	6%	6%	6%
	MAPEreg	7%	6%	6%	6%	6%	5%	6%	5%
	d-MAPE(Median)	3%	2%	2%	1%	3%	1%	2%	1%
	Absolute Error	1.723	1.537	1.442	1.542	1.586	1.368	1.550	1.461
Wet Season	MAPEsym	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%
	MAPEreg	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%
	d-MAPE(Median)	2%	1%	2%	1%	2%	1%	1%	1%
	Absolute Error	885	678	636	673	810	697	770	896

II.2.5 Εδεσσαίος

		H 1-8	H 1-9	H 1-6	H 1-5	H1-10	H 2-10-8	S 1-9	S2-9-7
Total	MAPEsym	1%	1%	1%	1%	1%	1%	2%	1%
	MAPEreg	1%	1%	1%	1%	1%	1%	2%	2%
	d-MAPE(Median)	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
	Absolute Error	725	727	714	727	664	687	999	838
Dry Season	MAPEsym	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%
	MAPEreg	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%
	d-MAPE(Median)	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
	Absolute Error	339	320	325	348	300	341	445	405
Wet Season	MAPEsym	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
	MAPEreg	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
	d-MAPE(Median)	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%
	Absolute Error	386	407	389	379	365	346	554	433

II.3 Συγκρότημα Αράχθου

II.3.1 Πηγές Αώου

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-10	H1-9	H 2-10-8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	25%	23%	26%	25%	27%	21%	30%	31%
	MAPEreg	29%	27%	31%	31%	32%	25%	37%	37%
	d-MAPE(Median)	23%	18%	20%	22%	28%	18%	29%	25%
	Absolute Error	77.622	69.849	84.553	75.879	77.997	63.787	100.642	95.233
Dry Season	MAPEsym	25%	27%	28%	26%	33%	24%	30%	31%
	MAPEreg	27%	31%	29%	30%	38%	25%	33%	34%
	d-MAPE(Median)	26%	32%	20%	24%	35%	18%	33%	31%
	Absolute Error	19.215	20.908	21.982	18.537	24.123	19.039	22.749	23.897
Wet Season	MAPEsym	25%	20%	26%	24%	23%	20%	30%	30%
	MAPEreg	31%	25%	31%	31%	29%	24%	39%	39%
	d-MAPE(Median)	16%	12%	19%	20%	16%	19%	23%	19%
	Absolute Error	58.408	48.941	62.572	57.342	53.874	44.748	77.893	71.335

II.3.2 Πουρνάρι I

		H 1-7	H 1-9	H 1-6	H 1-5	H1-4	H 2-9-7	S 1-9	S2-9-7
Total	MAPEsym	25%	25%	26%	26%	26%	22%	29%	32%
	MAPEreg	28%	27%	30%	30%	28%	25%	33%	38%
	d-MAPE(Median)	30%	27%	26%	24%	27%	16%	29%	33%
	Absolute Error	224.456	217.018	223.038	234.631	222.902	196.516	255.678	271.784
Dry Season	MAPEsym	22%	23%	22%	15%	20%	16%	23%	30%
	MAPEreg	24%	25%	26%	18%	20%	19%	27%	35%
	d-MAPE(Median)	15%	20%	18%	12%	11%	12%	18%	29%
	Absolute Error	33.146	31.646	30.166	21.987	28.530	22.022	33.313	40.538
Wet Season	MAPEsym	27%	27%	28%	31%	28%	26%	33%	33%
	MAPEreg	30%	28%	32%	36%	33%	28%	36%	39%
	d-MAPE(Median)	32%	30%	28%	31%	33%	25%	36%	40%
	Absolute Error	191.310	185.372	192.873	212.645	194.372	174.493	222.365	231.246

II.3.3 Πουρνάρι II

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-5	H 1-4	H 2-9-7	S 1-9	S 2-9-7
Total	MAPEsym	34%	26%	24%	26%	35%	27%	31%	32%
	MAPEreg	45%	30%	29%	34%	46%	31%	36%	40%
	d-MAPE(Median)	30%	21%	18%	21%	32%	25%	26%	28%
	Absolute Error	33.367	26.307	23.853	27.690	34.079	27.808	33.166	31.323
Dry Season	MAPEsym	49%	37%	34%	36%	55%	35%	42%	47%
	MAPEreg	77%	48%	41%	56%	82%	41%	54%	68%
	d-MAPE(Median)	74%	27%	24%	21%	48%	29%	41%	34%
	Absolute Error	7.425	5.798	5.239	5.808	9.283	5.625	7.221	7.275
Wet Season	MAPEsym	26%	20%	20%	21%	24%	23%	24%	24%
	MAPEreg	29%	21%	22%	22%	27%	25%	26%	26%
	d-MAPE(Median)	27%	20%	14%	21%	24%	21%	26%	21%
	Absolute Error	25.941	20.509	18.614	21.882	24.796	22.183	25.946	24.048

II.3.4 Θησαυρός I

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-5	H1-9	H 2-10- 8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	22%	22%	21%	22%	27%	24%	26%	26%
	MAPEreg	27%	27%	23%	26%	34%	29%	31%	32%
	d-MAPE(Median)	14%	14%	13%	15%	18%	17%	20%	13%
	Absolute Error	69.804	67.696	65.571	65.829	77.971	72.894	83.108	80.421
Dry Season	MAPEsym	8%	9%	10%	9%	9%	10%	9%	10%
	MAPEreg	8%	9%	9%	9%	10%	10%	9%	10%
	d-MAPE(Median)	10%	7%	9%	10%	11%	8%	6%	9%
	Absolute Error	12.400	13.584	14.474	13.711	14.500	15.038	14.642	15.118
Wet Season	MAPEsym	30%	29%	26%	29%	36%	32%	35%	34%
	MAPEreg	36%	36%	31%	35%	47%	39%	43%	43%
	d-MAPE(Median)	27%	27%	23%	20%	30%	36%	34%	35%
	Absolute Error	57.405	54.113	51.097	52.119	63.471	57.856	68.466	65.303

II.3.5 Θησαυρός II

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-5	H1-9	H 2-10- 8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	26%	24%	19%	25%	24%	19%	32%	24%
	MAPEreg	34%	29%	22%	29%	28%	21%	34%	26%
	d-MAPE(Median)	15%	17%	11%	19%	14%	12%	28%	24%
	Absolute Error	53.312	49.639	42.392	53.916	44.798	38.436	61.684	49.709
Dry Season	MAPEsym	12%	11%	11%	14%	12%	10%	20%	14%
	MAPEreg	13%	11%	12%	15%	12%	10%	21%	15%
	d-MAPE(Median)	13%	14%	8%	15%	9%	10%	21%	13%
	Absolute Error	15.514	13.123	14.156	16.661	13.653	11.522	22.483	16.394
Wet Season	MAPEsym	33%	31%	23%	30%	30%	23%	38%	30%
	MAPEreg	46%	39%	27%	36%	36%	27%	40%	32%
	d-MAPE(Median)	21%	30%	21%	30%	17%	22%	33%	30%
	Absolute Error	37.798	36.516	28.237	37.256	31.145	26.914	39.201	33.316

II.3.6 Θησαυρός III

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-5	H1-9	H 2-10-8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	21%	22%	26%	22%	21%	17%	23%	26%
	MAPEreg	24%	27%	31%	25%	24%	19%	26%	29%
	d-MAPE(Median)	18%	17%	23%	15%	16%	13%	22%	26%
	Absolute Error	49.960	51.449	67.258	54.119	53.007	45.358	59.100	65.466
Dry Season	MAPEsym	14%	12%	16%	11%	17%	12%	18%	20%
	MAPEreg	14%	12%	17%	11%	17%	13%	18%	20%
	d-MAPE(Median)	18%	13%	12%	12%	9%	12%	19%	19%
	Absolute Error	15.106	12.708	18.674	13.534	15.673	14.820	19.096	21.413
Wet Season	MAPEsym	25%	28%	31%	28%	23%	20%	26%	29%
	MAPEreg	29%	34%	38%	32%	27%	22%	30%	34%
	d-MAPE(Median)	23%	23%	23%	24%	19%	14%	23%	29%
	Absolute Error	34.854	38.741	48.584	40.585	37.335	30.538	40.004	44.053

II.3.7 Πλατανόβρυση

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-5	H1-9	H 2-10-8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	22%	21%	17%	22%	22%	17%	21%	23%
	MAPEreg	26%	23%	20%	24%	26%	18%	24%	27%
	d-MAPE(Median)	16%	17%	14%	18%	16%	14%	16%	18%
	Absolute Error	104.712	106.563	87.790	109.120	112.921	90.229	101.076	114.770
Dry Season	MAPEsym	11%	11%	12%	12%	15%	9%	12%	14%
	MAPEreg	11%	11%	12%	12%	15%	9%	12%	14%
	d-MAPE(Median)	10%	10%	10%	12%	15%	9%	10%	13%
	Absolute Error	22.457	22.697	23.069	24.025	30.336	20.007	24.301	28.280
Wet Season	MAPEsym	28%	25%	20%	27%	26%	22%	27%	28%
	MAPEreg	33%	29%	24%	31%	32%	23%	31%	34%
	d-MAPE(Median)	18%	24%	16%	26%	17%	21%	19%	25%
	Absolute Error	82.255	83.866	64.720	85.095	82.585	70.223	76.774	86.490

II.4 Πλαστήρας

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-10	H 1-9	H 2-10-8	S 1-10	S 2-10-8
Total	MAPEsym	32%	29%	25%	29%	27%	25%	25%	28%
	MAPEreg	48%	42%	35%	41%	39%	37%	36%	40%
	d-MAPE(Median)	20%	17%	16%	26%	17%	12%	15%	22%
	Absolute Error	90.084	85.865	77.404	85.555	80.745	83.882	84.220	110.547
Dry Season	MAPEsym	12%	11%	12%	13%	11%	12%	9%	15%
	MAPEreg	13%	12%	14%	15%	12%	13%	9%	17%
	d-MAPE(Median)	6%	6%	9%	9%	6%	8%	8%	10%
	Absolute Error	35.946	38.486	38.801	39.915	37.139	40.470	36.841	55.291
Wet Season	MAPEsym	43%	38%	32%	37%	36%	32%	34%	35%
	MAPEreg	66%	58%	46%	55%	53%	49%	50%	52%
	d-MAPE(Median)	45%	32%	25%	34%	20%	29%	21%	29%
	Absolute Error	54.138	47.379	38.603	45.640	43.606	43.412	47.379	55.256

II.5 Λάδωνας

		H 1-7	H 1-8	H 1-6	H 1-5	H1-9	H 2-10-8	S 1-10	S2-10-8
Total	MAPEsym	8%	8%	8%	10%	8%	7%	8%	9%
	MAPEreg	8%	8%	8%	10%	9%	7%	8%	9%
	d-MAPE(Median)	6%	6%	6%	7%	8%	4%	6%	6%
	Absolute Error	49.684	48.427	49.477	62.540	53.881	45.733	50.553	55.886
Dry Season	MAPEsym	10%	10%	8%	10%	11%	7%	10%	8%
	MAPEreg	10%	10%	9%	10%	11%	7%	10%	8%
	d-MAPE(Median)	9%	8%	7%	8%	10%	4%	11%	6%
	Absolute Error	14.744	14.237	12.731	15.462	16.229	11.136	15.389	12.320
Wet Season	MAPEsym	7%	7%	7%	10%	7%	7%	7%	9%
	MAPEreg	8%	7%	8%	11%	7%	7%	8%	10%
	d-MAPE(Median)	5%	5%	4%	5%	6%	4%	4%	6%
	Absolute Error	34.941	34.191	36.747	47.078	37.652	34.597	35.164	43.567

Βιβλιογραφία

- [1] S. K. A. e. al., «Electricity price forecasting in deregulated markets:A review and evaluation,» *Electrical Power and Energy Systems,ELSEVIER*, αρ. 31, pp. 13-22, 2009.
- [2] R. Weron, «Electricity price forecasting:A review of the state-of-the-art with a look into the future,» *International Journal of forecasting,ELSEVIER*, αρ. 30, pp. 1030-1081, 2014.
- [3] K. B. v. D. Eran Raviv, «Forecasting day-ahead electricity prices:utilizing hourly prices,» 2013.
- [4] P. A. Ενέργειας, «www.rae.gr,» [Ηλεκτρονικό].
- [5] «Δεκαετές Πρόγραμμα Ανάπτυξης Συστήματος Μεταφοράς 2014-2023,» ΑΔΜΗΕ-Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας, 2012.
- [6] Λ. Α. Η. Ενέργειας, «www.lagie.gr,» [Ηλεκτρονικό].
- [7] Α. Δ. Μ. Η. Ενέργειας, «www.admie.gr,» [Ηλεκτρονικό].
- [8] ΛΑΓΗΕ, «Μηνιαίο Δελτίο Συναλλαγών ΗΕΠ-Σεπτέμβριος 2014,» ΛΑΓΗΕ, 2014.
- [9] Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας, [Ηλεκτρονικό]. Available: www.rae.gr.
- [10] Χ. Κ. Σίμογλου, Βέλτιστες Στρατηγικές Προσφορών σε ημερήσια αγορά ενέργειας από εταιρείες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, 2011.
- [11] Χ. Κ.Σίμογλου, *Βελτιστες Στρατηγικές Προσφορών σε Ημερήσια Αγορά Ενέργειας από Εταιρείες Παραγωγής Ενέργειας*, Διδακτορική Διατριβή, 2011.
- [12] Α. Μπακιρτζής, Οικονομική Λειτουργία Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας, Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Ζήτη, 1998.
- [13] Κ. Ζίζας, «Η συμβολή των υδροηλεκτρικών σταθμών στις επικουρικές υπηρεσίες διασυνδεδεμένου συστήματος,» σε *Η συμβολή των υδροηλεκτρικών στον ενεργειακό σχεδιασμό της χώρας*, Ιωάννινα, 2009.
- [14] Ο. Κωνσταντίνα, *Μακροπρόθεσμη Υδροθερμική συνεργασία με στοχαστικό δυϊκό δυναμικό προγραμματισμό*, Θεσσαλονίκη, 2011.

- [15] Ι. Αργυράκης, «Η υδροηλεκτρική παραγωγή της ΔΕΗ,» σε *ΤΕΕ: Η υδροηλεκτρική παραγωγή της ΔΕΗ*.
- [16] Δ. Γ. Π. Μιγκίρος, «Ορθολογική Διαχείριση των υδάτινων πόρων στη γεωργία με τη χρήση νέων τεχνολογιών,» Γεωπονικό Πανεπιστήμιο Αθηνών, Αθήνα.
- [17] Θ. Κουσουρής, Το Νερό στη Φύση, στην Ανάπτυξη, στην Προστασία του Περιβάλλοντος, Αθήνα: Εθνικό Κέντρο Θαλασσίων Επιστημών, 1998.
- [18] Ι. Αργυράκης, «Οι Υδροηλεκτρικοί Σταθμοί της ΔΕΗ και η συμβολή τους στην κάλυψη των Ενεργειακών Αναγκών της Χώρας,» σε *ΤΕΕ: Ημέρα Νερού*.
- [19] Γ. Λέρης, «Εκμετάλλευση Υδροηλεκτρικών Σταθμών,» σε *"Energytech 2006"*, ΜΑρούσι, 2006.
- [20] Γενική Διεύθυνση Παραγωγής/Διεύθυνση Υδροηλεκτρικής Παραγωγής ΔΕΗ, «Χαρακτηριστικά ΥΗΣ,» ΔΕΗ, 2006.
- [21] Ε. Α. Π. Καραγιαννίδης, «Υδροηλεκτρικά Έργα στον ποταμό Αλιάκμονα,» ΔΕΗ.
- [22] Ι. Αργυράκης, «Η υδροηλεκτρική παραγωγή της ΔΕΗ,» σε *ΤΕΕ: Ενέργεια: Σημερινή Εικόνα-Σχεδιασμός-Προοπτικές*, 2010.
- [23] Γ. Λέρης, «Η εκμετάλλευση των Υδροηλεκτρικών Σταθμών της ΔΕΗ ως Έργα Πολλαπλού Σκοπού».
- [24] Γ. Ε. Β. Δημήτρης Γούκος, *Διαχείριση αρδευτικού νερού στην πεδιάδα Θεσσαλονίκης*.
- [25] Κ. α. Ν. Ν. α. Σ. Κ. Μπασλής, *Μακροπρόθεσμη υδροθερμική συνεργασία*, Θεσσαλονίκη.
- [26] ΛΑΓΗΕ, «Μεθοδολογία Υπολογισμού Μεταβλητού Κόστους των Υδροηλεκτρικών Μονάδων,» 2013.
- [27] C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford: Clarendon Press, 1995.
- [28] Α. Πάνος, *Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές*, Πάτρα, 2001.
- [29] Δ. ,. Τ. Ι. Κ. Χατζηλάου, *Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα*, Σχολή Ναυτικών Δοκίμων, 2008.
- [30] D. Kriesel, *A brief Introduction to Neural Networks*.

- [31] J. A. M. J. a. M. K. M., «Artificial Neural Networks:A tytorial,» 1996, pp. 31-44.
- [32] Λ. Κυριακή, *Χρήση Νευρωνικών Δικτύων για την πρόγνωση της συγκέντρωσης ατμοσφαιρικού όζοντος σε αστικό περιβάλλον*, 2006.
- [33] G. K. JHA, Artificial Neural Networks, Indian Agricultural Research Institute.
- [34] Λυμπεροπούλου.
- [35] R. Chakraborty, Fundamentals of Neural Networks, www.myreaders.info, Aug 2010
- [36] M. B. G.-M. & L. Dubus, «Forecasting precipitation for hydroelectric power management:how to exploit GCM's seasonal enseble forecasts,» *International Journal of climatology*, τόμ. 27, pp. 1691-1705, 2007.
- [37] D. H. & H. H. Sulaiman Junaida, «Forecasting monthly maximum 5-day precipitaion using artificial neural networks with initial lags,» σε *Sixth International Symposium on Computational Intelligence and Design*, 2013
- [38] W. L. R. & F. T. Reinhard Tesch, «Improving weather radar estimates of rainfall using feed-forward neural networks,» *Neural Networks*, αρ. 2007 Special Issue, pp. 519-527, 2007.
- [39] J. L. κ. B. C. Kaiping Lin, «Study on Short-range Precipitation Forecasting Method Based on Genetic Algorithm Neural Network,» Chongqing,China, 2008.
- [40] N. K. & K. Saeed R.Khodashenas, «Monthly Precipitation by Artificial Neural Networks (Case study : Mashad synoptic Station),» σε *Novateck 2010*, 2010.
- [41] J. E. B. κ. A. Kin C.Luk, «An Application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting,» *Mathematical and Computer Modelling*, αρ. 33, pp. 683-693, 2001.
- [42] M. L. M. H. N. M. & L. C. R.B. Aquino, «Inflow Forecasting Models based on Artificial Intelligence,» σε *The 2010 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Barcelona, 2010.
- [43] O. S. M. e. al, «Comparison of Regression Model and Artificial Neural Network Model for the prediction of Electrical Power in Nigeria,» *Advances in Applies Science Research*, τόμ. 2, αρ. 5, pp. 329-339, 2011.

- [44] D. C. Kayakutlu, «Prediction of Renewable energy using cognitive mapping and neural networks,» σε *19th International Conference on Production Research*.
- [45] B. S. & A. S. T.S. Abdulkadir, «Application of artificial Neural Network model to the management of Hydropower Reservoirs along with river Niger, Nigeria,» *International Journal of Engineering*, τόμ. X, pp. 1584-2673, 2012.
- [46] N. κ. V. S. Deepika Yadav, «Artificial Neural Network based Hydro Electric Generation Modelling,» *INTERNATIONAL JOURNAL OF APPLIED ENGINEERING RESEARCH, DINDIGUL*, τόμ. 1, αρ. 3, pp. 343-359, 2010.
- [47] E.Toth, «Classification of hydro-meteorological conditions and multiple artificial neural networks for streamflow forecasting,» *Hydrology and Earth System Sciences* , pp. 1555-1566, 2009.
- [48] Γ. Μυρσίνη, *Δυναμική Συμπεριφορά Ενεργειακών Συστημάτων & Βέλτιστη Χρήση Μετεωρολογικών Δεδομένων*, Θεσσαλονίκη: Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, 2004.
- [49] K. W. κ. A. I. M. Yoshio Kajitani, «Forecasting Nonlinear Time Series with Feed-Forward Neural Networks: A Case Study of Canadina Lynx Data,» *Journal of Forecasting*, αρ. 25, pp. 105-117, 2005.
- [50] Ι. Γ. Χαλικιάς, *Στατιστική-Μέθοδοι ανάλυσης για επιχειρηματικές αποφάσεις*, 2010.
- [51] Δ. Φ. Λέκκας, *Βασικά Χαρακτηριστικά Σειρών*, Πανεπιστήμιο Αιγαίου.
- [52] S. & M.Hibon, *Evaluating accuracy (or error) measures*, Fontainebleau, France: INSEAD, 1995.
- [53] J. Armstrong, *Evaluating Forecasting Methods*, University of Pennsylvania, 2001.
- [54] M. S. e. al, «A Survey of Forecast Error MEasures,» *World Applied Sciences Journal* 24, pp. 171-176, 2013.
- [55] Tony Hall, *Precipitaion Forecasting Using a Neural Network*, Texas: Harold E.Brooks and Charles A. Dosweel, NOAA/NSSL, 1998.
- [56] J. B. a. A. Kin C.Luk, «An application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting,» *Mathematical and Computer Modelling*, τόμ. 33, pp. 683-693, 2001.

- [57] C. S. C. a. N. A.N., «Analysis of some meteorological parameters using artificial neural network method for Makurdi,Nigeria,» *African Journal of Environmental Science and Technology*, τόμ. 6(3), 2012.
- [58] J. W. e. al., «Research and application of the combined model of principal component analysis and neural network based on SPSS,» *Journal of Chemical and Pharmaceutical Research*, τόμ. 6(3), pp. 131-140, 2014.
- [59] Ν. Κ. Ι, «Μελέτη-Πιλότος για τη διαχείριση των λεκάνων Λούρου και Αράχθου,Αξιολόγηση μεθοδολογίας και αποτελεσμάτων,» Υπουργείο Βιομηχανίας Ενέργειας και Τεχνολογίας,Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, 1991.

