



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ &  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

## **Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης Οριακής Τιμής Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ελληνική Αγορά**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Χρήστος Κ. Φρισήρας

**Επιβλέπων :** Ασημακόπουλος Βασίλειος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2018





# ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ &  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

## Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης Οριακής Τιμής Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ελληνική Αγορά

### ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Χρήστος Κ. Φρισήρας

**Επιβλέπων :** Ασημακόπουλος Βασίλειος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 13<sup>η</sup> Ιουλίου 2018.

.....  
Βασίλειος Ασημακόπουλος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Ιωάννης Ψαρράς  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Χρυσόστομος Δούκας  
Επικ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2018

.....  
Χρήστος Κ. Φρισήρας

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

© 2018 – All rights reserved

Copyright © Φρισήρας Χρήστος, 2018

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ' ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τους συγγραφείς.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τους συγγραφείς και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

## **ΠΕΡΙΛΗΨΗ**

Σκοπός της παρούσας Διπλωματικής είναι η εφαρμογή και αξιολόγηση διάφορων μεθόδων για την πρόβλεψη της Οριακής Τιμής Συστήματος (ΟΤΣ) της ηλεκτρικής ενέργειας στην ελληνική αγορά. Για το συγκεκριμένο εγχείρημα πραγματοποιήθηκαν ρεαλιστικές διαδικασίες προσομοιώσεων που βασίζονται στη λογική των κυλιόμενων προβλέψεων. Οι προσομοιώσεις αυτές είχαν ως στόχο την αξιολόγηση διαφόρων αντιπροσωπευτικών προβλεπτικών μεθόδων σε πραγματικές συνθήκες αγοράς. Έτσι, στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκαν τρία μοντέλα που ανήκουν αντίστοιχα στις οικογένειες των Πολυεπίπεδων Αντίληπτρων (MLP), Δέντρων Απόφασης (DT) και Εκθετικής Εξομάλυνσης (ES).

Αρχικά, πραγματοποιήθηκε μια γενική θεώρηση της παρούσας κατάστασης στην Ελληνική Αγορά Ενέργειας, με έμφαση στον τρόπο λειτουργίας της, στους συμμετέχοντες σε αυτή και στο ρόλο που διαδραματίζουν ο Ημερήσιος Ενεργειακός Προϋπολογισμός (HEΠ) και η Οριακή Τιμή Συστήματος (ΟΤΣ). Στην συνέχεια, αναλύθηκαν οι παράγοντες που επηρεάζουν τη διαμόρφωση της ΟΤΣ και παρουσιάστηκαν εν συντομία οι ερευνητικές προσεγγίσεις του προβλήματος της πρόβλεψης της. Περισσότερη έμφαση δόθηκε στο θεωρητικό και μαθηματικό υπόβαθρο των μοντέλων που αξιοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής. Παράλληλα, παρουσιάστηκε ο τρόπος μέτρησης της επίδοσης των προβλεπτικών μεθόδων μέσω διαφόρων δεικτών σφαλμάτων, αλλά και η σημασία του τρόπου υπολογισμού αυτών για μια ρεαλιστική και αποτελεσματική προσέγγιση της πραγματικότητας.

Έχοντας καλύψει το απαιτούμενο θεωρητικό υπόβαθρο του εγχειρήματος, έμφαση δόθηκε στην ανάλυση της χρονοσειράς της ΟΤΣ, η οποία αποτελεί τον βασικό άξονα της μελέτης. Ταυτόχρονα παρουσιάστηκε η χρονοσειρά των Προβλέψεων Φορτίου, η οποία και χρησιμοποιήθηκε ως βοηθητική μεταβλητή, αφού ενσωματώνει σημαντικές πληροφορίες για την ΟΤΣ (καιρικές συνθήκες, εποχικότητα κ.α.). Κατόπιν, διαμορφώθηκε το μεθοδολογικό πλαίσιο της προσομοίωσης κάθε μεθόδου και προσδιορίστηκαν οι παράμετροι προς βελτιστοποίηση. Στη συνέχεια, αξιολογήθηκε η προβλεπτική επίδοση κάθε παραμετροποίησης που προέκυψε και εξήχθησαν τα τελικά συμπεράσματα σχετικά με την βέλτιστη προσέγγιση. Τέλος, έγινε αναφορά σε ορισμένα εγχειρήματα τα οποία διατηρήθηκαν εκτός της σφαίρας ενδιαφέροντος της παρούσας εργασίας, αλλά είναι δυνατό να αποτελέσουν αντικείμενο μελλοντικής έρευνας.

**Λέξεις κλειδιά:** Οριακή Τιμή Συστήματος, Ελληνική Αγορά Ενέργειας, μέθοδοι προβλέψεων, Πολυεπίπεδα Αντίληπτρα, Νευρωνικά Δίκτυα, Δέντρα Απόφασης, Εκθετική Εξομάλυνση.



## **ABSTRACT**

The scope of the present thesis is the application and evaluation of various forecasting methods for the electricity Market's Clearing Price (MCP), or System's Marginal Price (SMP), in the Greek Energy Market. For the accomplishment of this task, different simulation processes were designed, based on the logic of rolling forecasting. These simulations aimed to evaluate various representative forecasting methods under realistic market conditions. In particular, within the frame of this study three models were used, that derive from the classes of Multi-Layer Perceptron (MLP), Decision Trees (DT) and Exponential Smoothing (ES).

To begin with, a general overview of the current situation in the Greek Energy Market was given, with emphasis on its operating mechanisms, its participants, as well as the role of Daily Energy Programming (DEP) and System's Marginal Price (SMP). Additionally, the factors that affect the formation of SMP were analyzed in depth and the existing scientific methodologies for its forecast were presented. Particular emphasis was given to the theoretical and mathematical background of the models that were used in this thesis. In parallel, the methodological evaluation of models' performance, using various error metrics, was discussed, together with its importance on simulating reality conditions effectively and realistically.

After covering the theoretical foundations of the task, the characteristics of the SMP time series, on which the whole study was based on, were analyzed. Simultaneously, the Load Forecast time series was presented, as it was used as an auxiliary variable due to incorporating significant information (weather conditions, seasonality etc.) about SMP movements. Afterwards, the methodology applied in each simulation was illustrated and the parameters for optimization were specified. Consequently, the performance of each parameterization was evaluated and the final conclusions about the optimal approach were deduced. Finally, some further issues that were not discussed within the frame of the current thesis were disclosed. Their importance, nonetheless, is major and they could be guidelines for future research.

**Keywords:** System Marginal Price, Market Clearing Price, Greek Energy Market, forecasting methods, Multi-layer perceptron, Neural Networks, Decision Trees, Exponential Smoothing.





## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Αρχικά πρέπει να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Ασημακόπουλο Βασίλειο για την ανάθεση αυτής της Διπλωματικής και την συνεργασία που είχαμε κατά την εκπόνησή της. Κυρίως, όμως τον ευχαριστώ που μου έδωσε την δυνατότητα σε μένα να έρθω σε επαφή με το αντικείμενο των προβλέψεων, το οποίο αποτελεί πλέον ένα από τα βασικά μου επιστημονικά και επαγγελματικά ενδιαφέροντα.

Ειδική μνεία θα ήθελα να γίνει στον υποψήφιο διδάκτορα Σπηλιώτη Ευάγγελο. Η συνεισφορά του ήταν καθοριστική στην ολοκλήρωση της διπλωματικής αυτής, παρέχοντας γνώση και συνεχή καθοδήγηση. Η βοήθεια που μου πρόσφερε συχνά ξέφευγε από τα πλαίσια μιας απλής καλής συνεργασίας και επεκτείνονταν σε συμβουλές για τις μελλοντικές μου ανησυχίες και τον ευχαριστώ τα μέγιστα για αυτό.

Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς, την οικογένειά μου και τους φίλους μου για όλη τη στήριξη, οικονομική και κυρίως ψυχολογική, που μου παρείχαν όλα αυτά τα χρόνια των σπουδών μου.



## Περιεχόμενα

<b>Κεφάλαιο 1 : Εισαγωγή στις Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας .....</b>	<b>15</b>
1.1 Στόχοι Λειτουργίας της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας .....	15
1.2 Βασικά Μοντέλα Αγοράς.....	15
1.3 Δομή της Ελληνικής Αγοράς Ενέργειας.....	17
1.4 Λειτουργία της Ελληνικής Αγοράς Ενέργειας .....	25
1.5 Περιγραφή της Οριακής Τιμής Συστήματος (ΟΤΣ).....	28
<b>Κεφάλαιο 2 : Πρόβλεψη της Οριακής Τιμής Συστήματος (Ο.Τ.Σ.) .....</b>	<b>31</b>
2.1 Χρησιμότητα Πρόβλεψης της ΟΤΣ .....	31
2.2 Παράγοντες Διαμόρφωσης της ΟΤΣ.....	33
2.3 Μεθοδολογίες Πρόβλεψης ΟΤΣ.....	35
2.4 Αντικείμενο Παρούσας Διπλωματικής.....	47
<b>Κεφάλαιο 3 : Ανάλυση Ακρίβειας Αποτελεσμάτων .....</b>	<b>49</b>
3.1 Ορισμός Σφάλματος .....	49
3.2 Δείκτες Σφαλμάτων .....	50
3.3 Χρήση Σφαλμάτων για την Επαλήθευση Μοντέλων .....	53
3.4 Υπολογισμός Σφαλμάτων Βάσει Διαθεσιμότητας Δεδομένων .....	55
<b>Κεφάλαιο 4 : Μέθοδοι Πρόβλεψης .....</b>	<b>57</b>
4.1 Μέθοδος Αναφοράς Naive.....	57
4.2 Μέθοδοι Υπολογιστικής Ευφυΐας .....	58
4.3 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης.....	74
<b>Κεφάλαιο 5 : Πειραματική Διαδικασία .....</b>	<b>81</b>
5.1 Παρουσίαση Δεδομένων.....	81
5.2 Προσομοίωση Μεθόδου Αναφοράς Naive .....	86
5.3 Προσομοίωση Μεθόδου Πολυεπίπεδων Αντίληπτρων (MLP) .....	87
5.4 Προσομοίωση Μεθόδου Δέντρου Απόφασης.....	91
5.5 Προσομοίωση Μεθόδου Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης.....	94
<b>Κεφάλαιο 6 : Αποτελέσματα &amp; Αξιολόγηση Μεθόδων.....</b>	<b>97</b>
6.1 Αποτελέσματα Μεθόδου Αναφοράς Naive .....	97
6.2 Αποτελέσματα Μεθόδου Πολυεπίπεδου Perceptron .....	98
6.3 Αποτελέσματα Μεθόδου Δέντρου Απόφασης .....	116
6.4 Αποτελέσματα Μεθόδου Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης.....	118

6.5	Συγκριτική Αξιολόγηση των Βέλτιστων Μοντέλων .....	119
<b>Κεφάλαιο 7 : Συμπεράσματα &amp; Προεκτάσεις.....</b>		<b>121</b>
7.1	Συμπεράσματα .....	121
7.2	Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	123
<b>Βιβλιογραφία .....</b>		<b>127</b>
<b>Παράρτημα Python.....</b>		<b>129</b>

## Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 2.3-1. Κατηγοριοποίηση Παραγόντων Παλινδρόμησης.....	39
Πίνακας 5.1-1. Ποσοτικά Χαρακτηριστικά ΟΤΣ .....	84
Πίνακας 6.1-1. Αποτελέσματα Προσομοίωσης Μεθόδου Naive.....	97
Πίνακας 6.2-1. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - identity.....	99
Πίνακας 6.2-2. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - logistic.....	100
Πίνακας 6.2-3. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - relu.....	101
Πίνακας 6.2-4. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - tanh.....	102
Πίνακας 6.2-5. Συγκριτικά Αποτελέσματα Βήματος Μάθησης MLP - identity.....	103
Πίνακας 6.2-6. Συγκριτικά Αποτελέσματα Βήματος Μάθησης MLP - logistic.....	104
Πίνακας 6.2-7. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - identity με Πρόβλεψη Φορτίου.....	105
Πίνακας 6.2-8. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - logistic με Πρόβλεψη Φορτίου.....	106
Πίνακας 6.2-9. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - relu με Πρόβλεψη Φορτίου.....	107
Πίνακας 6.2-10. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP -tanh με Πρόβλεψη Φορτίου.....	108
Πίνακας 6.2-11. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - identity με Εξομάλυνση Χρονοσειράς.....	109
Πίνακας 6.2-12. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - logistic με Εξομάλυνση Χρονοσειράς.....	110
Πίνακας 6.2-13. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - relu με Εξομάλυνση Χρονοσειράς.....	111
Πίνακας 6.2-14. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - tanh με Εξομάλυνση Χρονοσειράς.....	111
Πίνακας 6.2-15. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - identity με Αποκοπή Ακραίων Τιμών.....	112
Πίνακας 6.2-16. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - logistic με Αποκοπή Ακραίων Τιμών.....	113
Πίνακας 6.2-17. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - relu με Αποκοπή Ακραίων Τιμών.....	114
Πίνακας 6.2-18. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - tanh με Αποκοπή Ακραίων Τιμών.....	114
Πίνακας 6.2-19. Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Παραμέτρων Μοντέλου MLP.....	115
Πίνακας 6.3-1. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (6,1).....	116
Πίνακας 6.3-2. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (12,1).....	116
Πίνακας 6.3-3. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (24,1).....	117
Πίνακας 6.3-4. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (48,1).....	117
Πίνακας 6.4-1. Αποτελέσματα Μεθόδου SES.....	118
Πίνακας 6.5-1. Συνοπτική Παρουσίαση των Αποτελεσμάτων.....	119

## Ευρετήριο Σχημάτων

Σχήμα 1.4-1. Συνοπτική Λειτουργία της Ελληνικής Αγοράς Ενέργειας .....	25
Σχήμα 1.5-1. Προσδιορισμός της ΟΤΣ στο πλαίσιο του ΗΕΠ .....	29
Σχήμα 2.2-1. Βασικοί Παράγοντες Διαμόρφωσης της ΟΤΣ .....	35
Σχήμα 2.3-1. Διαγραμματική αναπαράσταση ενός Απλού Νευρωνικού Δικτύου (SNN) .....	44
Σχήμα 2.3-2. Διαγραμματική αναπαράσταση ενός Πολυεπίτεδου Perceptron (MLP) .....	45
Σχήμα 2.3-3. Συνοπτική Αναπαράσταση των μεθόδων πρόβλεψης της ΟΤΣ .....	47
Σχήμα 3.3-1. Παράδειγμα επαλήθευσης για k=10 ομάδες .....	54
Σχήμα 3.3-2. Παράδειγμα Μεθόδου Επαλήθευσης για Χρονοσειρές για k ομάδες .....	55
Σχήμα 3.4-1. Εφαρμογή άμεσης μεθόδου πρόβλεψης (direct method ή fixed origin) .....	56
Σχήμα 3.4-2. Εφαρμογή της επαναληπτικής μεθόδου πρόβλεψης (iterative method ή rolling origin) .....	56
Σχήμα 4.2-1. Συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολική εφαιπτομένη (tanh) .....	59
Σχήμα 4.2-2. Συνάρτηση ενεργοποίησης βηματική συνάρτηση .....	60
Σχήμα 4.2-3. Συνάρτηση ενεργοποίησης λογαριθμική .....	61
Σχήμα 4.2-4. Συνάρτηση ενεργοποίησης γραμμική .....	61
Σχήμα 4.2-5. Συνάρτηση ενεργοποίησης αποκομμένη γραμμική .....	62
Σχήμα 4.2-6. Αναπαράσταση νευρωνικού δικτύου εμπρόσθιας διάδοσης .....	62
Σχήμα 4.2-7. Σχηματική αποτύπωση της διαδικασίας της μάθησης (block diagram) .....	64
Σχήμα 4.2-8. Διαδικασία μετακίνησης προς το ελάχιστο RMSE .....	66
Σχήμα 4.2-9. Κίνδυνος εγκλωβισμού σε τοπικό ελάχιστο RMSE .....	66
Σχήμα 4.2-10. Παράδειγμα ορθής (επαρκούς) προσαρμογής .....	69
Σχήμα 4.2-11. Παράδειγμα υπερπροσαρμογής στα δεδομένα .....	69
Σχήμα 4.2-12. Παράδειγμα αύξησης ακρίβειας με κίνδυνο υπερπροσαρμογής για μεγάλο αριθμό φύλλων (n) .....	72
Σχήμα 5.1-1. Ιστορικά Δεδομένα ΟΤΣ .....	83
Σχήμα 5.1-2. Ιστορικά δεδομένα Πρόβλεψης Φορτίου .....	86
Σχήμα 5.3-1. Συνοπτική Απεικόνιση της Προσομοίωσης με Πολυεπίτεδο Perceptron .....	90
Σχήμα 5.4-1. Συνοπτική Απεικόνιση της Προσομοίωσης με Δέντρο Απόφασης .....	93
Σχήμα 5.5-1. Συνοπτική Απεικόνιση της Προσομοίωσης με Απλή Εκθετική Εξομάλυνση .....	95

# Κεφάλαιο 1 : Εισαγωγή στις Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας

## 1.1 Στόχοι Λειτουργίας της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

Κάθε αγορά ηλεκτρικής ενέργειας έχει δημιουργηθεί επιδιώκοντας την επίτευξη δύο βασικών στόχων, αφ' ενός την διασφάλιση της ομαλούς φυσικής λειτουργίας του ενεργειακού συστήματος και αφ' ετέρου την διευκόλυνση της οικονομικής λειτουργίας του.

Με τον όρο φυσική λειτουργία ενός ενεργειακού συστήματος νοείται η διασφάλιση της ικανοποίησης της ζήτησης για ηλεκτρική ενέργεια σε διαρκή βάση. Το παραπάνω επιτυγχάνεται με τον κατάλληλο σχεδιασμό λειτουργίας του συστήματος ώστε να υπάρχουν διαρκώς μονάδες παραγωγής σε ετοιμότητα για αντιμετώπιση των στιγμιαίων μεταβολών της ζήτησης. Μια οργανωμένη αγορά ηλεκτρικής ενέργειας θα πρέπει λοιπόν να φροντίζει για την ύπαρξη τέτοιων μηχανισμών – υπηρεσιών εφεδρείας.

Αντιστοίχως ο όρος οικονομική λειτουργία αναφέρεται πρωτίστως στο κόστος χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας στο υπό μελέτη σύστημα. Στόχος της αγοράς είναι φυσικά η μείωση αυτού του κόστους, σε ένα περιβάλλον που θα εξασφαλίζει παράλληλα την βιωσιμότητα των επενδύσεων των παραγωγών και την μελλοντική ανάπτυξη του συστήματος. Η σχεδίαση στρατηγικών είναι το βασικό εργαλείο για την επίτευξη του στόχου αυτού. Τέτοιες στρατηγικές μπορεί να είναι είτε μέσα χρηματοδότησης εστιασμένα να προωθήσουν συγκεκριμένες πολιτικές, είτε εργαλεία συνολικής παρακολούθησης του συστήματος ούτως ώστε να αποφευχθεί μια πιθανή κυριαρχία των ισχυρών στην αγορά ενέργειας.

## 1.2 Βασικά Μοντέλα Αγοράς

Ο βασικός στόχος των τελευταίων χρόνων είναι η μετάβαση των αγορών σε μία πιο απελευθερωμένη αγορά ηλεκτρισμού. Ενιαίες, καθετοποιημένες επιχειρήσεις παραγωγής ενέργειας, οι οποίες ήταν υπεύθυνες τόσο για την μεταφορά και για την διανομή διαχωρίστηκαν και εισήχθη ανταγωνισμός στους τομείς αυτούς. Η δομή των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας διαφέρει από χώρα σε χώρα. Τα τρία βασικά μοντέλα της αγορών ηλεκτρικής ενέργειας παρατίθενται και αναλύονται παρακάτω.

### Μοντέλο Κοινοπραξίας Ισχύος (PoolCo Model)

Το μοντέλο αυτό ορίζεται ως μία συγκεντρωτική αγορά στην οποία γίνεται εκκαθάριση για Παραγωγούς και Προμηθευτές ή Καταναλωτές. Όλες οι συναλλαγές πραγματοποιούνται υποχρεωτικά μέσω του μηχανισμού της κοινοπραξίας. Όλες οι Εταιρίες Παραγωγής υποβάλλουν προσφορές τιμής και ποσότητας για την ισχύ που προμηθεύουν το Δίκτυο, με βάση είτε προκαθορισμένα μεταβλητά κόστη είτε ελεύθερα, σχηματίζοντας κατ' αυτόν τον τρόπο μία καμπύλη προσφοράς. Ο ανταγωνισμός των Παραγωγών έγκειται στο δικαίωμά τους να παρέχουν ενέργεια στο σύστημα, όχι όμως σε συγκεκριμένους Καταναλωτές ή Προμηθευτές.

Ο Λειτουργός της Αγοράς προβλέπει καθημερινά το φορτίο ζήτησης και με βάση αυτό γίνεται η κατανομή των μονάδων παραγωγής. Αυτό ονομάζεται Μονομερής Κοινοπραξία Ισχύος (one-sided pool), ενώ είναι δυνατή ύπαρξη και Διμερούς Κοινοπραξίας Ισχύος (two-sided pools) στην οποία ο Διαχειριστής κατά την κατανομή λαμβάνει υπ' όψη την αντίστοιχη καμπύλη ζήτησης που έχει σχηματιστεί με βάση της προσφορές των Προμηθευτών και των Καταναλωτών. Οι Προμηθευτές και οι Καταναλωτές έχουν, σε αναλογία με τα προηγούμενα, στόχο την εξασφάλιση ηλεκτρικής ισχύος. Εφόσον όμως οι προσφορές τους είναι χαμηλές δεν θα μπορούν να εισέλθουν στην αγορά.

Ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Συστήματος (Independent System Operator - ISO) μέσα σε αυτό το μοντέλο θα κάνει την οικονομική κατανομή, από την οποία θα προκύψει μία συγκεκριμένη τιμή για την ηλεκτρική ενέργεια, δίνοντας έτσι στους συμμετέχοντες ένα σήμα που επηρεάζει τις αποφάσεις τους για κατανάλωση και για επενδύσεις. Στο μοντέλο αυτό οι Παραγωγοί που συμμετέχουν στη συναλλαγή πληρώνονται στην τιμή αυτή.

#### Μοντέλο Διμερών Συμβάσεων (Bilateral Contracts Model)

Σε αυτό το μοντέλο Αγοράς οι Πωλητές και οι Αγοραστές έχουν την δυνατότητα να συνάπτουν Διμερείς Συμβάσεις για παροχή ισχύος. Οι συμφωνίες αυτές είναι αποτέλεσμα διαπραγματεύσεως που αφορά την παράδοση και την παραλαβή της ισχύος μεταξύ των δύο εμπόρων ανεξάρτητα από τον Διαχειριστή. Ο ISO όμως πρέπει να εξασφαλίσει την επαρκή χωρητικότητα για την μεταφορά της συμφωνημένης ισχύος καθώς και την ασφαλή μεταφορά της. Αυτό το μοντέλο είναι αρκετά ευέλικτο, καθώς τα δύο συναλλασσόμενα μέρη καθορίζουν τους επιθυμητούς όρους. Μειονέκτημα του μοντέλου αυτού αποτελεί το υψηλό κόστος που προκύπτει από τη διαδικασία των διαπραγματεύσεων και της θέσπισης συμβολαίων, καθώς η διαμετακίνηση της ενέργειας δεν γίνεται πάντα υπό τον βέλτιστο τρόπο.

#### Υβριδικό Μοντέλο (Hybrid Model)

Το Υβριδικό μοντέλο συνδυάζει χαρακτηριστικά των δύο παραπάνω μοντέλων. Σε αυτό το μοντέλο ο Προμηθευτής μπορεί να επιλέξει είτε να διαπραγματευτεί την αγορά ισχύος κατευθείαν με τους Παραγωγούς μέσω διμερών συμβάσεων είτε να αγοράσει την ισχύ στην τρέχουσα τιμή της αγοράς (spot market price). Η Κοινοπραξία Ισχύος (PoolCo) θα εξυπηρετήσει όλους τους συμμετέχοντες, Παραγωγούς και Καταναλωτές ή Προμηθευτές, που δεν έχουν συνάψει διμερείς συμβάσεις. Η ευελιξία αυτή του Υβριδικού μοντέλου προσφέρει μια ώθηση για τη δημιουργία μιας ποικιλίας υπηρεσιών και επιλογών τιμολόγησης που θα ανταποκρίνονται καλύτερα στις ατομικές ανάγκες του πελάτη.



### 1.3 Δομή της Ελληνικής Αγοράς Ενέργειας

Το μοντέλο αγοράς που έχει επικρατήσει και εφαρμόζεται την παρούσα στιγμή στην Ελλάδα, σε συμμόρφωση με τις τελευταίες Κοινοτικές Οδηγίες, αντλεί τα βασικά του στοιχεία από το Μοντέλο Κοινοπραξίας Ισχύος. Η λειτουργία της ενεργειακής αγοράς σε ανταγωνιστικά πρότυπα είναι μία πραγματικότητα που βιώνουμε το τελευταίο διάστημα και στη χώρα μας, παρά το γεγονός ότι το υψηλό κόστος των επενδύσεων που απαιτούνται για την είσοδο νέων παραγωγών στην ενεργειακή βιομηχανία αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα στην πορεία της απελευθέρωσης. Το γεγονός αυτό καθιστά απαραίτητη τη σύσταση ρυθμιστικών αρχών και φορέων που θα εξασφαλίζουν την ομαλή, αξιόπιστη και διαφανή λειτουργία της νέας αγοράς και όλων των εμπλεκόμενων σε αυτή παραγόντων. Στη συνέχεια, λοιπόν, γίνεται αναφορά στους παράγοντες της απελευθερωμένης αγοράς και στις δομές που αυτοί δραστηριοποιούνται στα πλαίσια του ανταγωνισμού.

#### Παραγωγοί

Πρόκειται για τους ιδιώτες που κατέχουν άδεια για παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία τους χορηγείται από τη Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας. Σε συνδυασμό με τους προμηθευτές σχηματίζουν την χονδρική αγορά ενέργειας.

#### Προμηθευτές

Στην κατηγορία αυτή ανήκουν οι ιδιώτες οι οποίοι κατέχουν άδεια για προμήθεια πελατών, με τους οποίους συνάπτουν συμβόλαια πώλησης.

#### Πελάτες

Η κατηγορία αυτή αναφέρεται στους ιδιώτες οι οποίοι επιθυμούν την προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας από τους προμηθευτές, με τους οποίους συνάπτουν συμβόλαια πώλησης. Σε συνδυασμό με τους προμηθευτές σχηματίζουν την λιανική αγορά ενέργειας.

#### Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας (Ρ.Α.Ε.)

Η Ρ.Α.Ε. συστήθηκε βάση του νόμου 2773/99, καθώς αποτελεί απαραίτητο βήμα στην προσπάθεια επίτευξης των αναγκαίων διαρθρωτικών αλλαγών στην αγορά. Πρόκειται για μια ανεξάρτητη διοικητική αρχή, οικονομικά και διοικητικά αυτοτελή, με αρμοδιότητες κυρίως γνωμοδοτικού και εισηγητικού χαρακτήρα πάνω στη λειτουργία της ενεργειακής αγοράς.

Η Ρ.Α.Ε. συγκροτείται από πέντε μέλη με ιδιαίτερα εξειδικευμένες γνώσεις και εμπειρία στον ενεργειακό τομέα. Κατά τη διάρκεια της θητείας τους, που είναι πενταετής, τα μέλη αυτά απαγορεύεται να εμπλέκονται καθ' οποιονδήποτε τρόπο σε επιχειρήσεις, οι οποίες δραστηριοποιούνται στον τομέα της ενέργειας. Ως αρχή, εποπτεύεται από τον Υπουργό Ανάπτυξης σε ό,τι αφορά τον έλεγχο της νομιμότητας των πράξεων των μελών της, αλλά και τον πειθαρχικό έλεγχο αυτών.

Η Ρ.Α.Ε. γνωμοδοτεί για τη χορήγηση αδειών, παρακολουθεί και ελέγχει τη διαδικασία χορήγησης αυτών, καθώς και τη γενικότερη λειτουργία της απελευθερωμένης ενεργειακής αγοράς. Αρμοδιότητά της αποτελεί, επίσης, η επιβολή προστίμων στους παραβάτες των

διατάξεων του νόμου 2773/99. Επιπλέον, συνεργάζεται με αντίστοιχες αρχές άλλων χωρών ή διεθνείς οργανισμούς και ενημερώνει την αρμόδια Επιτροπή της Ε.Ο.Κ. για την πορεία απελευθέρωσης της ενεργειακής αγοράς στη χώρα μας.

Στρατηγικό στόχο και άμεση προτεραιότητα της Ρ.Α.Ε αποτελεί η δημιουργία κλίματος ελεύθερου και υγιούς ανταγωνισμού στην ενεργειακή αγορά, με σκοπό την ποιοτική και ασφαλή εξυπηρέτηση των καταναλωτών, με παράλληλη μείωση του κόστους παροχής ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά και την ανάδειξη των πραγματικά υγιών επιχειρήσεων και την εξασφάλιση της βιωσιμότητας των μικρομεσαίων επιχειρήσεων. Στα πλαίσια αυτά μπορεί να επιτευχθεί η παροχή οικονομικών και ποιοτικών υπηρεσιών σε όλους τους καταναλωτές, ανεξαρτήτως γεωγραφικής θέσης (π.χ. νησιά, ακριτικές περιοχές) ή κοινωνικής τάξης, αλλά και η προστασία του περιβάλλοντος, σύμφωνα και με τις διεθνείς υποχρεώσεις της χώρας μας.

Βασικό, επίσης, στόχο της Ρ.Α.Ε αποτελεί και η ανάπτυξη ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, συμπαραγωγής και νέων τεχνολογιών στον ενεργειακό τομέα, πάντα υπό το πρίσμα του ελεύθερου ανταγωνισμού, καθώς και η δημιουργία όσο το δυνατόν επαρκέστερης υποδομής σε ό,τι αφορά την παραγωγή, μεταφορά και διανομή ηλεκτρικής ενέργειας, αποσκοπώντας στη διευκόλυνση της πρόσβασης νέων επιχειρήσεων στο ενεργειακό χρηματιστήριο, αλλά και στην παροχή καλύτερων υπηρεσιών στους καταναλωτές.

Στην προσπάθεια επίτευξης των παραπάνω στόχων, η Ρ.Α.Ε αναλαμβάνει μια σειρά από πρωτοβουλίες, πάντα μέσα στο πνεύμα των αρμοδιοτήτων και του χαρακτήρα της. Μια τέτοια πρωτοβουλία αποτελεί και η παροχή πλήρους, αντικειμενικής και δωρεάν πληροφόρησης προς όλους τους ενδιαφερόμενους μέσω του διαδικτύου (στατιστικά στοιχεία, τιμές, προβλέψεις κατανάλωσης κλπ.), ενισχύοντας τον ελεύθερο ανταγωνισμό και καταπολεμώντας τυχόν μονοπωλιακές καταστάσεις.

Παράλληλα, η Ρ.Α.Ε προτείνει διαρθρωτικά μέτρα, τα οποία ενισχύουν την είσοδο νέων επιχειρήσεων στην αγορά και εξασφαλίζουν τη βιωσιμότητα των ήδη υπαρχόντων. Εισηγείται, επίσης, διατάξεων οι οποίες καλύπτουν νομικά ή θεσμικά κενά που αφορούν τους παράγοντες της απελευθερωμένης αγοράς και ελέγχει τις τιμές και το κόστος της ενέργειας, καθώς και τη λειτουργία των συστημάτων προμήθειας. Επιπλέον συλλέγει όλα τα αναγκαία οικονομικά και λογιστικά στοιχεία που αφορούν πρόσωπα και επιχειρήσεις με δραστηριότητα στον ενεργειακό τομέα, ενώ στη συνέχεια τα επεξεργάζεται και τα αξιολογεί με στόχο τη χρηματοδότηση ζητημάτων δημοσίου συμφέροντος (ανανεώσιμες πηγές, ισότιμη πρόσβαση σε όλους τους καταναλωτές) και την αποφυγή του φαινομένου των σταυροειδών επιδοτήσεων σε μεγάλες επιχειρήσεις. Καλλιεργεί, τέλος, διεθνείς συνεργασίες τόσο με χώρες των Βαλκανίων (αγορά στην ανάπτυξη της οποίας η χώρα μας δίνει μεγάλο βάρος), όσο και στα πλαίσια της Ε.Ο.Κ., με τελικό στόχο τη συγκρότηση μιας ενιαίας εσωτερικής αγοράς ενέργειας.

#### Λειτουργός Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (Λ.ΑΓ.Η.Ε.)

Ο Λειτουργός της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας Α.Ε. (ΛΑΓΗΕ ΑΕ) ιδρύθηκε με βάση το ν 4001/2011 για τη Λειτουργία Ενεργειακών Αγορών Ηλεκτρισμού και Φυσικού Αερίου, για Έρευνα, Παραγωγή και δίκτυα μεταφοράς Υδρογονανθράκων και άλλες ρυθμίσεις. Ο ΛΑΓΗΕ εφαρμόζει τους κανόνες για τη λειτουργία της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας σύμφωνα με τις διατάξεις του νόμου 4001/2011.

Στο πλαίσιο του σκοπού του, ο Λειτουργός της Αγοράς ασκεί, ιδίως, τις ακόλουθες αρμοδιότητες:

- Διενεργεί τον Ημερήσιο Ενεργειακό Προγραμματισμό
- Τηρεί ειδικό Μητρώο Συμμετεχόντων στην Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας και εγγράφει τους Συμμετέχοντες, σύμφωνα με τις ειδικότερες διατάξεις του Κώδικα Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας.
- Παρέχει έγκαιρα και με κάθε πρόσφορο τρόπο στους Συμμετέχοντες στην Αγορά αυτή Ηλεκτρικής Ενέργειας τις απαραίτητες πληροφορίες για τη συμμετοχή τους στην Αγορά.
- Αποφεύγει κάθε διάκριση μεταξύ των Συμμετεχόντων στην Αγορά Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας και εφαρμόζει κατά την παροχή των υπηρεσιών του διαφανή, αντικειμενικά και αμερόληπτα κριτήρια.
- Συμμετέχει σε κοινές επιχειρήσεις, ιδίως με διαχειριστές συστημάτων μεταφοράς, καθώς και χρηματιστήρια ηλεκτρικής ενέργειας και άλλους ανάλογους φορείς, με στόχο τη δημιουργία περιφερειακών αγορών στο πλαίσιο της εσωτερικής αγοράς ενέργειας.
- Εισπράττει από τους Συμμετέχοντες τέλη για τη διαχείριση και λειτουργία της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας και τηρεί τους αναγκαίους λογαριασμούς, σύμφωνα με τις ειδικότερες προβλέψεις του Κώδικα Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας.
- Συμμετέχει σε ενώσεις, οργανώσεις ή εταιρείες, μέλη των οποίων είναι λειτουργοί αγορών ηλεκτρικής ενέργειας και χρηματιστήρια ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίες έχουν σκοπό την επεξεργασία και διαμόρφωση κανόνων κοινής δράσης που συντείνουν, στο πλαίσιο της κοινοτικής νομοθεσίας, στη δημιουργία ενιαίας εσωτερικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.
- Συνάπτει συμβάσεις πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας κατά τα προβλεπόμενα στο άρθρο 12 του ν. 3468/2006 και καταβάλλει τις πληρωμές που προβλέπονται.
- Διενεργεί τη διευθέτηση των χρηματικών συναλλαγών στο πλαίσιο του Ημερήσιου Ενεργειακού Προγραμματισμού.

Κατά την εκτέλεση των καθηκόντων του, ο Λειτουργός της Αγοράς διευκολύνει κατά κύριο λόγο την ολοκλήρωση της ενιαίας εσωτερικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και για το σκοπό αυτόν αναλαμβάνει κάθε αναγκαία ενέργεια, στο πλαίσιο των αρμοδιοτήτων που του έχουν ανατεθεί.

#### Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (Α.Δ.Μ.Η.Ε)

Ο ΑΔΜΗΕ ως Διαχειριστής του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΕΣΜΗΕ) εκτελεί όλα τα καθήκοντα που ορίζονται στο Άρθρο 94 του Νόμου 4001/2011. Συγκεκριμένα τα καθήκοντα αυτά είναι :

- Διασφάλιση ότι η μακροχρόνια ικανότητα του Συστήματος ανταποκρίνεται σε εύλογες ανάγκες για μεταφορά ηλεκτρικής ενέργειας, υπό οικονομικά βιώσιμες συνθήκες, λαμβάνοντας υπόψη την προστασία του περιβάλλοντος.
- Παροχή πρόσβασης στο Σύστημα στους κατόχους άδειας παραγωγής, προμήθειας ή εμπορίας ηλεκτρικής ενέργειας, σε όσους έχουν νόμιμα εξαιρεθεί από την υποχρέωση κατοχής τέτοιων αδειών και σε επιλεγμένους Πελάτες.
- Διαχείριση των ροών της ηλεκτρικής ενέργειας στο Σύστημα, συνεκτιμώντας τις ανταλλαγές με άλλα διασυνδεδεμένα συστήματα μεταφοράς.
- Παροχή στους Χρήστες του Συστήματος κάθε αναγκαίας πληροφορία για την εξασφάλιση της αποτελεσματικής πρόσβασής τους στο Σύστημα.
- Παροχή των πάσης φύσεως υπηρεσιών του εφαρμόζοντας διαφανή, αντικειμενικά και αμερόληπτα κριτήρια, ώστε να αποτρέπεται κάθε διάκριση μεταξύ των Χρηστών ή των κατηγοριών Χρηστών του Συστήματος και ιδίως κάθε διάκριση υπέρ των συνδεδεμένων με αυτόν επιχειρήσεων.
- Εκπόνηση σε ετήσια βάση, κατόπιν διαβούλευσης με όλους τους υφιστάμενους και μελλοντικούς Χρήστες του ΕΣΜΗΕ, Δεκαετούς Προγράμματος Ανάπτυξης του ΕΣΜΗΕ .
- Δημοσίευση στην ιστοσελίδα του καταλόγου όλων των εγκεκριμένων από τη ΡΑΕ τιμολογίων με τα οποία χρεώνει τους Χρήστες του Συστήματος και υπολογισμός Οριακής Τιμής Αποκλίσεων.
- Εκκαθάριση των Αποκλίσεων Παραγωγής – Ζήτησης και διευθέτηση των χρηματικών συναλλαγών στο πλαίσιο της διευθέτησης των Αποκλίσεων Παραγωγής – Ζήτησης σε συνεργασία με το ΛΑΓΗΕ και το Διαχειριστή του Ελληνικού Δικτύου Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΔΕΔΔΗΕ).
- Σύναψη, κατόπιν διαγωνισμού, συμβάσεων αγοραπωλησίας ηλεκτρικής ενέργειας, περιλαμβανομένων συμβάσεων διαχείρισης της ζήτησης, μόνον εφόσον αυτό απαιτείται για την παροχή των επικουρικών υπηρεσιών και για τις ανάγκες εξισορρόπησης των αποκλίσεων παραγωγής – ζήτησης κατά τη λειτουργία του συστήματος σε πραγματικό χρόνο και στο πλαίσιο των ρυθμίσεων του Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος.
- Συνεργασία με το ΛΑΓΗΕ, σύμφωνα με τις διατάξεις του Κώδικα Συναλλαγών και του Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος.

Ο ΑΔΜΗΕ υποχρεούται επίσης να δίνει προτεραιότητα κατά την κατανομή του φορτίου σε μονάδες παραγωγής, όπου η ηλεκτρική ενέργεια παράγεται από ανανεώσιμες πηγές ή αποτελεί προϊόν συμπαραγωγής, καθώς και σε υδροηλεκτρικές μονάδες, ενώ παράλληλα οφείλει να απορροφά την ενέργεια των παραγωγών αυτών αμείβοντάς τους σε σταθερή προκαθορισμένη τιμή.

Ειδικότερα για τον τομέα των Α.Π.Ε θα πρέπει να τονίσουμε ότι τα τελευταία χρόνια η ανάπτυξη και προώθησή του, μέσα και από τις διαδικασίες της απελευθέρωσης, αποτελεί μέγιστη προτεραιότητα. Ο σταδιακός περιορισμός των φυσικών αποθεμάτων συμβατικών (ορυκτών) καυσίμων σε συνδυασμό με τις επιπτώσεις της χρήσης τους στο περιβάλλον (φαινόμενο θερμοκηπίου, κλιματικές αλλαγές) έχουν οδηγήσει τη διεθνή κοινότητα σε μια προσπάθεια απεξάρτησης της Ευρώπης από ρυπογόνα εισαγόμενα καύσιμα, αντικαθιστώντας τα με εγχώριες και ανεξάντλητες πηγές, όπως η ηλιακή ενέργεια. Επιπλέον ώθηση προς την κατεύθυνση αυτή δημιουργήθηκε και από τη συνεχώς αυξανόμενη διεθνή τιμή του αργού πετρελαίου, γεγονός που απειλεί την ευστάθεια ολόκληρου του ευρωπαϊκού οικονομικού συστήματος.

Στα πλαίσια αυτά εφαρμόζεται και στη χώρα μας μια περισσότερο επιθετική πολιτική προώθησης των Α.Π.Ε, παρέχοντας μια σειρά από κίνητρα και διευκολύνοντας την ευρύτερη διάδοση των πιο καινοτόμων τεχνολογικά εφαρμογών, όπως είναι τα φωτοβολταϊκά και τα αιολικά. Ειδικά η ανάπτυξη της φωτοβολταϊκής τεχνολογίας θα πρέπει να αποτελέσει μία από τις μεγαλύτερες προτεραιότητες για την Ελλάδα, καθώς οι καιρικές συνθήκες είναι εξαιρετικά ευνοϊκές. Άλλωστε, επικρατεί η άποψη πως η ηλιακή ενέργεια (στην πλήρη ανάπτυξη των εφαρμογών της) μπορεί να καλύψει ένα σεβαστό ποσοστό των ετήσιων αναγκών της χώρας μας σε ηλεκτρισμό, υποκαθιστώντας δαπανηρά εισαγόμενα καύσιμα και εξασφαλίζοντας οφέλη τόσο για την εθνική οικονομία, όσο και για το στρατηγικό στόχο της διασφάλισης της ενεργειακής τροφοδοσίας.

Οι παραπάνω παράγοντες αποτελούν το σύνολο των Συμμετεχόντων στην ελληνική αγορά ενέργειας. Οι Συμμετέχοντες αλληλεπιδρούν μεταξύ τους στο περιβάλλον της αγοράς με σκοπό την διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας της. Για την καλύτερη οργάνωση των δραστηριοτήτων της, η αγορά αναλύεται σε συνιστώσες, κάθε μια από τις οποίες καλύπτει συγκεκριμένες και διακριτές αρμοδιότητες που αναλύονται παρακάτω. Οι συνιστώσες είναι συνδεδεμένες μεταξύ τους και αλληλεξαρτώνται, συμβάλλοντας έτσι στην συνολικά ομαλή λειτουργία της αγοράς.

#### Αγορά Ενέργειας (Energy Market)

Η Αγορά Ενέργειας είναι ο μηχανισμός που είναι υπεύθυνος για την ανταλλαγή ισχύος μεταξύ Παραγωγών και Προμηθευτών. Οι τιμές της αγοράς αποτελούν αξιόπιστους δείκτες για όλους τους συμμετέχοντες σε αυτήν. Αποτελεί τον βασικό πυρήνα του ενεργειακού συστήματος και τον άξονα γύρω από τον οποίο περιστρέφονται οι περισσότερες δραστηριότητες των Συμμετεχόντων. Η εκκαθάριση στην αγορά αυτή είναι ανεξάρτητη.

#### Αγορά Επικουρικών Υπηρεσιών (Ancillary Services Market)

Ως Επικουρικές Υπηρεσίες ορίζονται οι υπηρεσίες που απαιτούνται για την μεταφορά ηλεκτρικής ενέργειας από τα σημεία έγχυσης στα σημεία κατανάλωσης καθώς και για την εξασφάλιση της ποιότητας της ενέργειας που παρέχεται. Οι Επικουρικές Υπηρεσίες είναι ένας βασικός παράγοντας στην αξιόπιστη λειτουργία του Συστήματος. Σε γενικές γραμμές, οι προσφορές επικουρικών υπηρεσιών που έχουν υποβληθεί από τους συμμετέχοντες στην αγορά αποτελούνται από δύο μέρη: μια προσφορά διαθεσιμότητας ισχύος και μία προσφορά ενέργειας.

Σύμφωνα με τον «Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας» και πιο συγκεκριμένα με το Άρθρο 124 οι Επικουρικές Υπηρεσίες διακρίνονται σε:

- i. Πρωτεύουσα Ρύθμιση και Εφεδρεία
- ii. Δευτερεύουσα Ρύθμιση και Εύρος
- iii. Τριτεύουσα Ρύθμιση και Στρεφόμενη Εφεδρεία
- iv. Τριτεύουσα Μη Στρεφόμενη Εφεδρεία
- v. Στατή εφεδρεία
- vi. Ρύθμιση Τάσης
- vii. Επανεκκίνηση του Συστήματος

Οι Επικουρικές Υπηρεσίες (i)-(iv) αναφέρονται συνοπτικά ως Επικουρικές Υπηρεσίες Ρύθμισης Συχνότητας και Ενεργού Ισχύος.

*(i) Πρωτεύουσα Ρύθμιση και Εφεδρεία*

Η αυτόματη διορθωτική αντίδραση των Μονάδων Παραγωγής και των Φορτίων στις αποκλίσεις της πραγματικής Συχνότητας του Συστήματος από τη Συχνότητα Αναφοράς ορίζεται ως Πρωτεύουσα Ρύθμιση Συστήματος. Με αυτόν τον τρόπο επέρχεται η εξισορρόπηση παραγωγής και κατανάλωσης. Εφεδρεία Πρωτεύουσας Ρύθμισης είναι η μεταβολή της παραγόμενης ενεργού ισχύος μονάδας, ως αυτόματη αντίδραση του ρυθμιστή στροφών ώστε να πραγματοποιηθεί η πρωτεύουσα ρύθμιση συστήματος. Ως Πρωτεύουσα Εφεδρεία Συστήματος ορίζεται η συνολική συνεισφορά των μονάδων του Συστήματος σε Εφεδρεία Πρωτεύουσας Ρύθμισης.

*(ii) Δευτερεύουσα Ρύθμιση και Εύρος*

Δευτερεύουσα Ρύθμιση Συστήματος είναι η ρύθμιση η οποία είναι αποτέλεσμα κεντρικής λειτουργίας της Αυτόματης Ρύθμισης Παραγωγής. Η Ρύθμιση αυτή τηλερυθμίζει την παραγωγή ενεργού ισχύος Μονάδων Παραγωγής, και μπορεί να λαμβάνει χώρα σε χρονικό διάστημα από 10 δευτερόλεπτα έως και 15 λεπτά από την ενεργοποίηση της. Εφεδρεία της Δευτερεύουσας Ρύθμισης συνιστά το περιθώριο μεταβολής της παραγόμενης Ενεργού Ισχύος Μονάδας με συγκεκριμένο ρυθμό, ώστε να λαμβάνει χώρα η Δευτερεύουσας Ρύθμιση Συστήματος, εφόσον το περιθώριο μεταβολής είναι πλήρως διαθέσιμο εντός 15 λεπτών από την ενεργοποίηση της. Εύρος της ρύθμισης αυτής είναι το διάστημα ελάχιστου και μέγιστου επιπέδου Ενεργού Ισχύος Μονάδας που καθορίζεται μέσω τηλερύθμισης.

*(iii) Τριτεύουσα Ρύθμιση και Στρεφόμενη Εφεδρεία*

Ως Τριτεύουσα Ρύθμιση Συστήματος ορίζεται η ρύθμιση η οποία λαμβάνει χώρα περιοδικά, με περίοδο λίγων λεπτών, προκειμένου να αποκατασταθεί το επίπεδο Δευτερεύουσας Εφεδρείας Συστήματος, εάν αυτό έχει μεταβληθεί από τη Δευτερεύουσα Ρύθμιση Συστήματος. Εφεδρεία Τριτεύουσας Ρύθμισης συνιστά το περιθώριο μεταβολής της παραγόμενης Ενεργού Ισχύος Μονάδας στο χρονικό διάστημα μεταξύ 90 δευτερολέπτων και 15 λεπτών ώστε να λάβει χώρα η Τριτεύουσα Ρύθμιση Συστήματος. Τριτεύουσα Εφεδρεία Συστήματος είναι η συλλογική συνεισφορά των μονάδων του Συστήματος σε Εφεδρεία Τριτεύουσας Ρύθμισης. Ως Τριτεύουσα Στρεφόμενη Εφεδρεία Μονάδας ορίζεται η Εφεδρεία Τριτεύουσας Ρύθμισης Συστήματος η οποία είναι συγχρονισμένη στο Σύστημα.

*(iv) Τριτεύουσα Μη Στρεφόμενη Εφεδρεία*

Ως Τριτεύουσα Μη Στρεφόμενη Εφεδρεία Μονάδας ορίζεται η Εφεδρεία Τριτεύουσας Ρύθμισης Συστήματος η οποία είναι μη συγχρονισμένη στο Σύστημα.

*(v) Στατή Εφεδρεία*

Στατή Εφεδρεία Μονάδας ορίζουμε τη μέγιστη ποσότητα Ενεργού Ισχύος η οποία μπορεί να διατεθεί στο Σύστημα από μη συγχρονισμένη Μονάδα εντός χρονικού διαστήματος από 20 λεπτά έως 4 ώρες μετά την έκδοση Εντολής Κατανομής συγχρονισμού της Μονάδας. Ως Στατή Εφεδρεία Συστήματος ορίζεται το άθροισμα Στατής Εφεδρείας των Μονάδων.

*(vi) Ρύθμιση Τάσης*

Η Ρύθμιση Τάσης είναι η ρύθμιση που έχει ως σκοπό τη διατήρηση της τάσης εντός του εύρους κανονικής λειτουργίας. Επικουρική Υπηρεσία Ρύθμισης Τάσης είναι το σύνολο των υπηρεσιών που επιτυγχάνουν τη Ρύθμιση Τάσης.

*(vii) Επανεκκίνηση του Συστήματος*

Ως Επικουρική Υπηρεσία Επανεκκίνησης του Συστήματος μετά από γενική ή μερική διακοπή λειτουργίας του ορίζεται η υπηρεσία η οποία παρέχεται από Μονάδες Επανεκκίνησης και συνίσταται στη δυνατότητα επανεκκίνησης των Μονάδων χωρίς τροφοδότηση από εξωτερική πηγή ισχύος και στην έγχυση ενέργειας στο Σύστημα εντός 1 ώρας ή 15 λεπτών αν πρόκειται για Υδροηλεκτρική Μονάδα.

Τέλος, Επικουρική Υπηρεσία θεωρείται και η Απόκριση Ζήτησης (Demand Response). Η Απόκριση Ζήτησης αναφέρεται σε μηχανισμούς που χρησιμοποιούνται για να ενθαρρύνουν τους καταναλωτές να μειώσουν τη ζήτηση και συνεπώς να μειωθεί η αιχμή του φορτίου.

Αγορά Δικαιωμάτων Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (Transmission Market)

Η αγορά αυτή πραγματεύεται τα δικαιώματα μεταφοράς ισχύος, της έγχυσης ισχύος στο δίκτυο και της εξαγωγής ισχύος από αυτό. Ο κάτοχος του δικαιώματος μεταφοράς μπορεί είτε να ασκήσει το δικαίωμα που έχει να μεταφέρει ισχύ είτε να αποζημιωθεί χρηματικά επειδή μεταβίβασε το δικαίωμά του σε άλλους χρήστες. Ο σημαντικός ρόλος του δικαιώματος μεταφοράς παρατηρείται όταν συμβαίνει συμφόρηση στο δίκτυο. Οι συμμετέχοντες, κατέχοντας συγκεκριμένα δικαιώματα μεταφοράς, μπορούν να αντισταθμίσουν τις χρεώσεις εξαιτίας της συμφόρησης μέσω πίστωσης λόγω αυτής.

Στόχος της δημοπρασίας δικαιωμάτων μεταφοράς είναι ο καθορισμός των προσφορών και η μεγιστοποίηση των εσόδων από τη χρήση του δικτύου μεταφοράς. Ο αγοραστής ενός δικαιώματος μεταφοράς πρέπει να γνωστοποιήσει και το μέγεθος του δικαιώματος μεταφοράς που είναι πρόθυμος να διαπραγματευτεί προς αγορά, εκτός από την τιμή αγοράς και τα σημεία της έγχυσης και απορρόφησης. Ένας πωλητής του δικαιώματος μεταφοράς πρέπει να γνωστοποιήσει το μέγεθος του δικαιώματος μεταφοράς που είναι πρόθυμος να διαπραγματευτεί προς πώληση, εκτός από την τιμή αγοράς και τα σημεία της έγχυσης και απορρόφησης.

Τα δικαιώματα μεταφοράς προμηθεύονται από μια ετήσια πρωτογενή δημοπρασία, μέσω της αγοράς των υπηρεσιών μεταφοράς δικτύου, βασισμένη στα αναμενόμενα φορτία αιχμής των φορέων φορτίου που εξυπηρετούν (π.χ. μεγάλες επιχειρήσεις), είτε μέσω της αγοράς σημείου-

προς-σημείο υπηρεσιών μεταφοράς από εταιρίες. Πιο σημαντική είναι η δευτερογενής αγορά δημοπρασιών για δικαιώματα μεταφοράς, δεδομένου ότι υλοποιεί μια πιο ισχυρή και ρευστή αγορά για τα δικαιώματα μεταφοράς και θα διευκολυνθούν οι αγορές εμπορίας ενέργειας. Η δευτερεύουσα δημοπρασία πραγματοποιείται μηνιαία και καθημερινά.

#### Προθεσμιακή Αγορά (Forward Market)

Η προθεσμιακή αγορά είναι μια αγορά δημοπρασιών στην οποία οι Συμμετέχοντες αγοράζουν και πωλούν φυσικά ή χρηματοοικονομικά προϊόντα τα οποία λήγουν μια συγκεκριμένη ημερομηνία. Τα προϊόντα αυτά λέγονται παράγωγα προϊόντα. Τα συμβόλαια αυτά ονομάζονται παράγωγα γιατί η αξία τους έχει άμεση σχέση με την αξία ενός βασικότερου προϊόντος, το οποίο στην προκειμένη περίπτωση είναι η ηλεκτρική ενέργεια. Το πιο ενδιαφέρον χαρακτηριστικό της προθεσμιακής αγοράς είναι ότι επιτρέπει την συναλλαγή φυσικών ή χρηματοοικονομικών προϊόντων που αφορούν το μέλλον αλλά με σημερινή τιμή.

Εξαιτίας όμως αυτών των ιδιαιτεροτήτων των τιμών της τρέχουσας αγοράς, οι μελλοντικές τιμές της τρέχουσας είναι αρκετά αβέβαιες και εξαιρετικά δύσκολο να προβλεφθούν τουλάχιστον με ακρίβεια, ειδικά όσο αυξάνει ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης. Η αβεβαιότητα αυτή όπως είναι λογικό δεν είναι επιθυμητή καθώς προκαλεί μεταβλητότητα στο κέρδος ή στο κόστος των πρακτόρων που συμμετέχουν στην τρέχουσα αγορά. Έτσι, οι προθεσμιακές αγορές προσφέρουν παράγωγα προϊόντα που έχουν διάρκεια έως και μερικά χρόνια και επιτρέπουν στους καταναλωτές, στους προμηθευτές και στους παραγωγούς να αντισταθμίσουν τον οικονομικό κίνδυνο που ελλοχεύει στις τιμές της τρέχουσας αγοράς. Μεταξύ των άλλων, τα προϊόντα που υπάρχουν διαθέσιμα στις προθεσμιακές αγορές είναι τα προθεσμιακά συμβόλαια και οι συμβάσεις δικαιωμάτων προαίρεσης. Ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή του καθενός:

- Ένα προθεσμιακό συμβόλαιο είναι μια συμφωνία για παράδοση μιας συγκεκριμένης ποσότητας ενέργειας, σε ένα μελλοντικό χρονικό διάστημα, σε μια συγκεκριμένη τιμή.
- Μια σύμβαση δικαιωμάτων προαίρεσης είναι μια συμφωνία που δίνει στον έναν αντισυμβαλλόμενο το δικαίωμα, αν θέλει, να ζητήσει από τον δεύτερο αντισυμβαλλόμενο την παράδοση μιας συγκεκριμένης ποσότητας ενέργειας, σε ένα μελλοντικό χρονικό διάστημα σε μια συγκεκριμένη τιμή. Η σύμβαση αυτή απαιτεί και την πληρωμή ενός συγκεκριμένου πόσου από τον πρώτο αντισυμβαλλόμενο (από αυτόν που έχει το δικαίωμα να ζητήσει ενέργεια), το ασφάλιστρο, ασχέτως αν θα επιλέξει τελικά να ζητήσει την παράδοση της ενέργειας από τον δεύτερο αντισυμβαλλόμενο.

#### Αγορά Πραγματικού Χρόνου (Real Time Market)

Η παραγωγή και η κατανάλωση ηλεκτρικής ισχύος πρέπει να εξισορροπούνται σε πραγματικό χρόνο με σκοπό την αξιοπιστία των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Είναι πολύ πιθανό, οι πραγματικές τιμές της παραγωγής και των φορτίων να διαφέρουν από τις τιμές που έχουν στην Προθεσμιακή Αγορά. Αυτό μπορεί να συμβεί λόγω αναπάντεχων διακοπών της ηλεκτροδότησης ή λόγω μεταβολών της πραγματικής από την προβλεπόμενη ζήτηση. Αυτή η μεταβολή στη ζήτηση έχει σαν αποτέλεσμα να διαφέρουν οι Οριακές Τιμές Συστήματος που προέκυψαν στην Αγορά της Επόμενης Ημέρας από τις Οριακές Τιμές Συστήματος που προέκυψαν στην Αγορά



Πραγματικού Χρόνου. Επομένως η Αγορά Πραγματικού Χρόνου έχει σαν σκοπό την εξισορρόπηση της παραγωγής και της ζήτησης ισχύος.

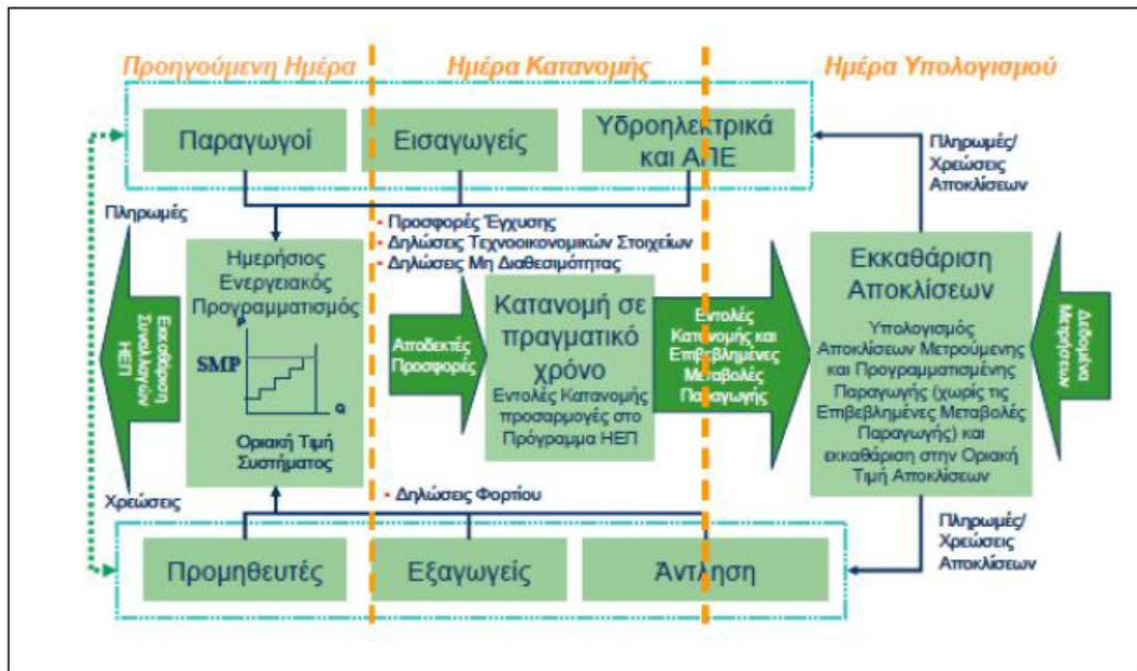
Σημειώνεται ότι η Προθεσμιακή Αγορά καθώς και η Αγορά Πραγματικού Χρόνου αυτή την στιγμή βρίσκονται υπό υλοποίηση, σε πιλοτικό στάδιο. Αναμένεται η πλήρης λειτουργικότητά τους στο επόμενο διάστημα, δεδομένου ότι το σχετικό νομοσχέδιο βρίσκεται σε δημόσια διαβούλευση.

## 1.4 Λειτουργία της Ελληνικής Αγοράς Ενέργειας

Οι Συμμετέχοντες, αλληλεπιδρούν στα πλαίσια των παραπάνω Αγορών επιτυγχάνοντας την ομαλή λειτουργία του συνόλου του συστήματος. Σε καθημερινή βάση Παραγωγοί και Προμηθευτές πραγματοποιούν πολυεπίπεδες συναλλαγές, υπό την αιγίδα των ανεξάρτητων οργανισμών (ΑΔΜΗΕ, ΛΑΓΗΕ, ΡΑΕ). Δημιουργείται έτσι ένα Σύστημα Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας που περιλαμβάνει:

- τον Ημερήσιο Ενεργειακό Προγραμματισμό (ΗΕΠ)
- την διαδικασία ή Πρόγραμμα Κατανομής
- την Εκκαθάριση των αποκλίσεων παραγωγής- ζήτησης
- τον Μηχανισμό Διασφάλισης Επαρκούς Ισχύος

Η σύναψη Σύμβασης Συναλλαγών Ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για την συμμετοχή στο Σύστημα Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας. Η σύμβαση γίνεται με την εγγραφή στο Μητρώο Συμμετεχόντων και μέσω αυτής όλοι οι Συμμετέχοντες (Παραγωγοί, Προμηθευτές, Πελάτες) έχουν το δικαίωμα να εισπράττουν πληρωμές και την υποχρέωση να εξοφλούν τις χρεώσεις που προκύπτουν από αυτές τις συναλλαγές.



Σχήμα 1.4-1. Συνοπτική Λειτουργία της Ελληνικής Αγοράς Ενέργειας

## Ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός

Ο Ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός (ΗΕΠ) είναι το πρώτο στάδιο διεξαγωγής των Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας. Το σύνολο της προγραμματιζόμενης για την επόμενη ημέρα ηλεκτρικής ενέργειας που θα καταναλωθεί, θα παραχθεί και θα διανεμηθεί στην χώρα συναλλάσσεται σε αυτήν την αγορά. Ο σκοπός της διενέργειας ΗΕΠ είναι η ελαχιστοποίηση της δαπάνης για την εξυπηρέτηση του φορτίου. Ο ΛΑΓΗΕ καταρτίζει καθημερινά πρόγραμμα ημερήσιου ενεργειακού προγραμματισμού με το οποίο επιτυγχάνει ισοζύγιο προσφερόμενης και ζητούμενης ενέργειας. Η ολοκλήρωση του ΗΕΠ πραγματοποιείται την προηγούμενη ημέρα από την Ημέρα Κατανομής, δηλαδή την ημέρα φυσικής παράδοσης ηλεκτρικής ενέργειας στο Σύστημα.

Αναλυτικότερα, το πρώτο στάδιο του ΗΕΠ περιλαμβάνει την κατάθεση των προσφορών έγχυσης από τους Παραγωγούς και ζήτησης από τους Προμηθευτές. Οι προσφορές έγχυσης αποτελούνται από την ποσότητα που μπορούν να προσφέρουν οι παραγωγοί καθώς και την τιμή που την προσφέρουν. Οι προσφορές αυτές εκφράζονται σε δέκα βαθμίδες από ζεύγη. Οι τιμές ενέργειας είναι μονοτόνως μη φθίνουσες. Οι προσφορές που αφορούν ΑΠΕ δεν είναι τιμολογούμενες. Το ίδιο ισχύει και για τις υποχρεωτικές λειτουργίες των Υδροηλεκτρικών Σταθμών. Από την άλλη μεριά οι δηλώσεις φορτίου εκφράζουν την ποσότητα ενέργειας η οποία προβλέπεται ότι θα απορροφηθεί από την λιανική. Οι προσφορές αυτές δεν είναι τιμολογούμενες και εκφράζονται σε MWh/hour.

Η επίλυση του ΗΕΠ έχει ως σκοπό την οικονομικότερη κατανομή των Μονάδων και παράλληλα την κάλυψη της ζητούμενης ενέργειας που έχει ζητηθεί μέσω των προσφορών. Η επίλυση πραγματοποιείται μέσω γραμμικού προγραμματισμού και επιλύεται ταυτόχρονα για όλες τις ώρες της επόμενης ημέρας. Έτσι προσδιορίζεται η Οριακή Τιμή Συστήματος (ΟΤΣ) και το Πρόγραμμα ΗΕΠ.

Η ΟΤΣ είναι η τιμή στην οποία εκκαθαρίζεται η αγορά. Αυτό σημαίνει πως είναι η τιμή που εισπράττουν όλοι όσοι εγχέουν ενέργεια στο σύστημα και η τιμή που πληρώνουν όσοι απορροφούν από αυτό. Στην ουσία η ΟΤΣ είναι η προσφορά της τελευταίας μονάδας που πρέπει να λειτουργήσει για να καλυφθεί η ζήτηση. Όπως διαισθάνεται κανείς η ΟΤΣ αποτελεί θεμελιώδες μέγεθος της ελληνικής αγοράς ενέργειας, αλλά και κάθε αγοράς που λειτουργεί σε οργάνωση μοντέλου Κοινοπραξίας Ισχύος. Η μελέτη και η προσπάθεια πρόβλεψής της αποτελεί τον στόχο αυτής της διπλωματικής.

Το Πρόγραμμα ΗΕΠ είναι το πρόγραμμα Φόρτισης Μονάδων και εξυπηρέτησης των Τιμολογούμενων Δηλώσεων Φορτίου.

## Κατανομή φορτίου

Μετά το την ολοκλήρωση του ΗΕΠ, καταρτίζεται το Πρόγραμμα Κατανομής Φορτίου από τον ΑΔΜΗΕ. Τα κριτήρια βελτιστοποίησης που χρησιμοποιούνται είναι ίδια με αυτά της επίλυσης του ΗΕΠ. Ο ΑΔΜΗΕ για την κατάρτιση του Προγράμματος λαμβάνει υπόψη το πρόγραμμα ΗΕΠ και την πρόβλεψη του φορτίου. Η πρόβλεψη αυτή συνδυάζεται με δεδομένα του Συστήματος και των Μονάδων Παραγωγής, καθώς και διάφορους περιορισμούς του δικτύου Μεταφοράς και άλλες πληροφορίες που παρέχουν τυχόν Συμμετέχοντες είναι στοιχεία που πρέπει να ληφθούν

υπόψη λόγω της σημαντικότητάς τους. Ειδική μνεία θα πρέπει να γίνει στο ρόλο της Αγοράς Δικαιωμάτων Μεταφοράς Ενέργειας που αποτελεί μια εκτίμηση για τις δυνατότητες εισαγωγών και εξαγωγών, που επηρεάζουν σε ωριαία βάση την κατανομή φορτίου στο σύστημα.

Από την Κατανομή Φορτίου βγαίνουν τα εξής αποτελέσματα:

- Η παροχή ενέργειας για την κάλυψη του Φορτίου από τις μονάδες του Συστήματος
- Η παροχή Εφεδρείας Ενέργειας
- Η παροχή Επικουρικών Υπηρεσιών.

#### Εκκαθάριση αποκλίσεων παραγωγής-ζήτησης

Οι αποκλίσεις ηλεκτρικής ενέργειας στο σύστημα είναι συχνό και αναπόφευκτο φαινόμενο. Στην περίπτωση της απορρόφησης ενέργειας, ως απόκλιση ορίζεται η διαφορά μεταξύ της ποσότητας ενέργειας που μετρήθηκε από τους μετρητές των φορτίων και της ποσότητας φορτίου που δηλώθηκε στη Δήλωση Φορτίου ενός Συμμετέχοντα. Στην αντίθετη περίπτωση, δηλαδή αυτή της έγχυσης ηλεκτρικής ενέργειας, απόκλιση ορίζουμε την διαφορά μεταξύ της ποσότητας ενέργειας που προορίζεται από την Κατανομή Φορτίου για έγχυση στο Σύστημα και της ποσότητας της ενέργειας που μετρήθηκε στους Μετρητές.

Η διευθέτηση των αποκλίσεων γίνεται σε μία ενιαία τιμή, που ορίζεται ως Οριακή Τιμή Διευθέτησης Αποκλίσεων. Η τιμή αυτή διαμορφώνεται με τέτοιο τρόπο ώστε να προάγεται η διαθεσιμότητα των μονάδων παραγωγής και να επιμερίζεται το κόστος των αποκλίσεων σε αυτούς που προκαλούν τις αποκλίσεις. Ακόμα διαμορφώνεται με σκοπό να αντανakλά με τα κοστολογικά στοιχεία. Τέλος, λαμβάνεται μέριμνα για την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους διευθέτησης Αποκλίσεων. Το κόστος αυτό καθορίζεται μέσω της λειτουργίας της Αγοράς Επικουρικών Υπηρεσιών.

Όλα τα προαναφερθέντα οδηγούν στον καθορισμό της οριακής τιμής διευθέτησης των Αποκλίσεων Ισχύος ανά ώρα. Η τιμή αντανakλά τη υψηλότερη τιμή ενέργειας που απαιτήθηκε για την διευθέτηση των Αποκλίσεων Ισχύος κατά την Περίοδο Κατανομής.

#### Μηχανισμός Διασφάλισης Επάρκειας Ισχύος

Η διασφάλιση επαρκούς ισχύος έχει ως βασικούς στόχους:

- Τη διευκόλυνση ανάπτυξης ανταγωνισμού και μείωσης του κόστους
- Τη σύνδεση με τους μηχανισμούς της ημερήσιας αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας
- Τη δικαιότερη κατά το δυνατόν κατανομή της υποχρέωσης για κάθε εκπρόσωπο φορτίου
- Τη διαμόρφωση αυτόματου-μηχανογραφημένου μηχανισμού που διοικείται ευχερώς
- Την ασφάλεια ανεφοδιασμού και επιθυμητού επιπέδου περιθωρίου εφεδρείας.

Για τον μηχανισμό αυτόν όλοι οι εκπρόσωποι φορτίου για κάθε Ημέρα Κατανομής κατά την οποία εκπροσωπεί ολικά ή μερικά πελάτη (μετρητή) πρέπει να προσκομίζουν ικανοποιητικές εγγυήσεις διαθεσιμότητας επαρκούς ισχύος παραγωγής οι οποίες πρέπει να καλύπτουν την Υποχρέωση Επάρκειας Ισχύος του. Η προσκόμιση αυτών των εγγυήσεων έχει την έννοια της κατάθεσης επαρκούς αριθμού Συμβάσεων Διαθεσιμότητας Ισχύος σε ειδικό αποθετήριο για κάθε Ημέρα Κατανομής από τον Εκπρόσωπο Φορτίου.

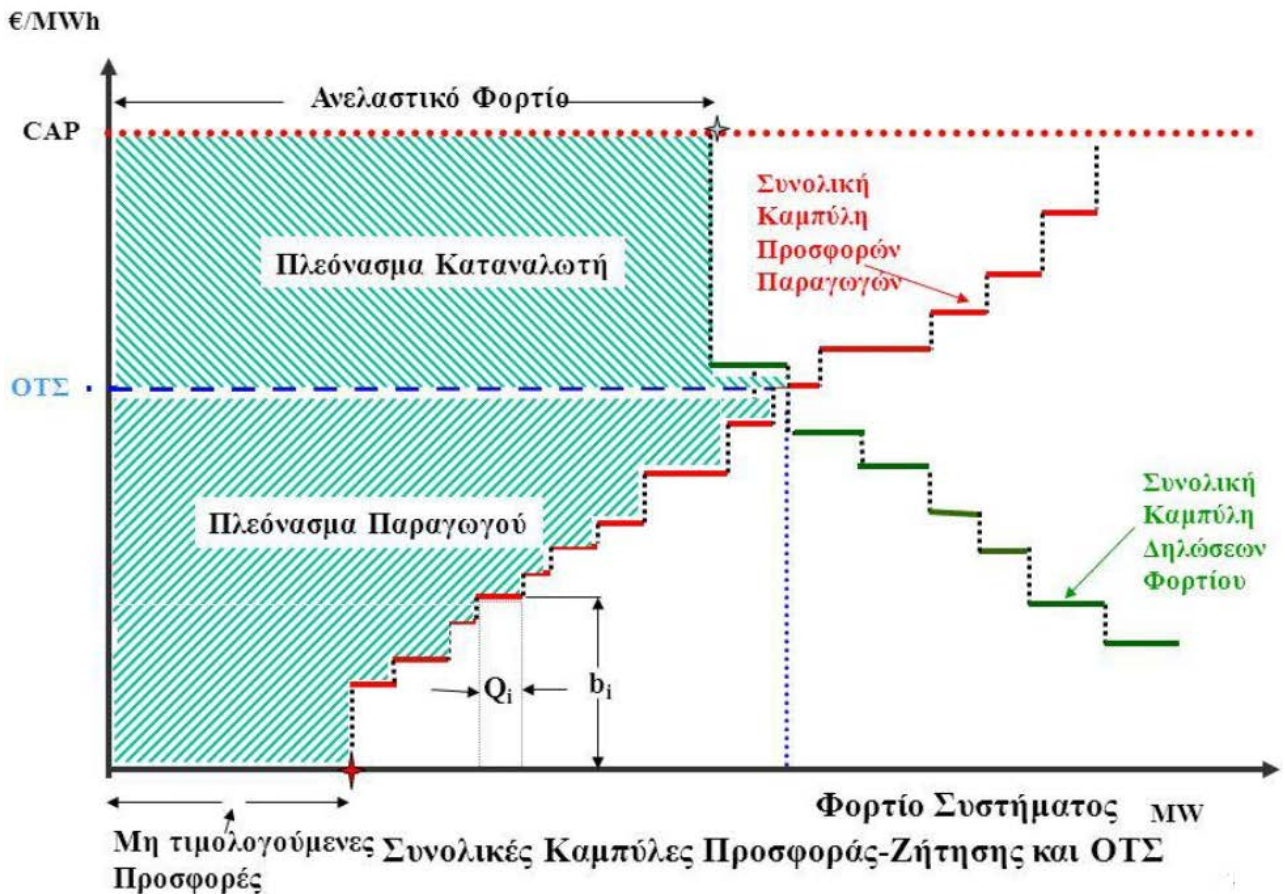
Ο Διαχειριστής του Συστήματος εκπονεί την Μελέτη Επάρκειας Ισχύος, η οποία μπορεί να έχει πενταετή ή δεκαετή χρονικό ορίζοντα. Η μελέτη αυτή ασχολείται με την μελλοντική επάρκεια του Συστήματος σε σχέση με την εξέλιξη των αναγκών της χώρας.

## 1.5 Περιγραφή της Οριακής Τιμής Συστήματος (ΟΤΣ)

Όπως αναλύθηκε και παραπάνω, η Οριακή Τιμή του Συστήματος (ΟΤΣ) είναι η τιμή στην οποία εκκαθαρίζεται η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και είναι η τιμή που εισπράττουν όλοι οι όσοι εγγέουν ενέργεια στο Σύστημα και πληρώνουν όλοι όσοι ζητούν ενέργεια από το σύστημα. Αποτελεί την κεντρική μεταβλητή που περιγράφει το ενεργειακό σύστημα της χώρας. Συγκεκριμένα, η Οριακή Τιμή του Συστήματος διαμορφώνεται από τον συνδυασμό των προσφορών τιμών και ποσοτήτων που υποβάλλουν κάθε μέρα οι διαθέσιμες μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, και του ωριαίου φορτίου ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, που διαμορφώνεται σε καθημερινή βάση από τους καταναλωτές.

Επιχειρώντας μια απλή περιγραφή του τρόπου υπολογισμού της Οριακής Τιμής του Συστήματος, σύμφωνα με τις βασικές αρχές της μικροοικονομικής θεωρίας, μπορεί να αναφερθεί ότι οι μονάδες παραγωγής κατατάσσονται αναλόγως των προσφορών τους σε αύξουσα σειρά, ξεκινώντας από την χαμηλότερη προσφερόμενη τιμή για ορισμένη ποσότητα ενέργειας και καταλήγοντας στην υψηλότερη προσφερόμενη τιμή. Στο σημείο όπου οι προσφερόμενες ποσότητες ενέργειας εξυπηρετούν το ζητούμενο φορτίο, καθορίζεται και η Οριακή Τιμή του Συστήματος. Στην ουσία, η Οριακή τιμή του Συστήματος συμπίπτει με την προσφορά της τελευταίας μονάδας που πρέπει να λειτουργήσει για να καλυφθεί η ζήτηση.

Για λόγους προστασίας των καταναλωτών και διαμόρφωσης συνθηκών υγιούς ανταγωνισμού τίθεται διοικητικά ανώτερο όριο ως προς την προσφερόμενη τιμή, το οποίο έχει τεθεί ίσο με CAP = 150€/MWh καθώς και κατώτερο επίπεδο προσφορών, το οποίο είναι το μεταβλητό κόστος της μονάδας, ώστε στις περισσότερες περιπτώσεις οι παραγωγοί να πληρώνονται το κόστος καυσίμου τους (ΡΑΕ, 2010).



Σχήμα 1.5-1. Προσδιορισμός της ΟΤΣ στο πλαίσιο του ΗΕΠ

Τεχνικά, η ΟΤΣ υπολογίζεται με τη βοήθεια της Οριακής τιμής Παραγωγής (ΟΤΠ). Η ΟΤΠ κάθε λειτουργικής ζώνης ισούται με το σκιάδες κόστος (πολλαπλασιαστής Lagrange) του περιορισμού του ισοζυγίου ισχύος της ζώνης. Στην περίπτωση που οι διαζωνικοί περιορισμοί ροής δεν είναι δεσμευτικοί, οι δύο δυικές τιμές ταυτίζονται και η ΟΤΣ ισούται με αυτή την κοινή τιμή. Στην περίπτωση όμως που οι διαζωνικοί περιορισμοί είναι δεσμευτικοί, οι δύο δυικές τιμές μπορεί να είναι διαφορετικές και τότε η ΟΤΣ υπολογίζεται ως ο σταθμισμένος (με την παραγωγή των ζωνών) μέσος όρος των οριακών τιμών παραγωγής των ζωνών. Σε κάθε περίπτωση η ΟΤΠ κάθε λειτουργικής ζώνης καθορίζεται από μία ή περισσότερες οντότητες εντός της εκάστοτε λειτουργικής ζώνης, οι οποίες μπορεί να είναι μονάδες παραγωγής, κατανεμόμενα φορτία, εισαγωγές ή εξαγωγές.

Σε αυτό το σημείο είναι σημαντικό να αναφερθεί πως η επίλυση του ΗΕΠ από τη ΔΕΣΜΗΕ λαμβάνει χώρα από τις 12:30 έως τις 14:00 της προηγούμενης της Ημέρας Κατανομής, και η δημοσίευση των αποτελεσμάτων του ΗΕΠ, συνεπώς και της ΟΤΣ, γίνεται στις 14:00 της προηγούμενης της Ημέρας Κατανομής.

Η Οριακή Τιμή Συστήματος, πέρα από το γεγονός ότι συνιστά την τιμή εκκαθάρισης των συναλλαγών σε ημερήσια βάση, επιτρέπει την ανάπτυξη καμπυλών αναφοράς οι οποίες αποτελούν σημείο αναφοράς ως προς τη χρηματοοικονομική διαχείριση της αγοράς ηλεκτρικής

ενέργειας και την υποκείμενη αξία για επιπλέον προϊόντα, όπως είναι τα προϊόντα αντιστάθμισης, τα προθεσμιακά προϊόντα, τα παράγωγα κ.α., που μπορούν να εξυπηρετούν συγκεκριμένες ανάγκες των συμμετεχόντων. Διαφαίνεται, επομένως, η καίρια σημασία του μεγέθους σαν καθοριστικός παράγοντας της αγοράς και η ανάγκη για την πρόβλεψη του. Από την άλλη, υπάρχουν μεγάλα εμπόδια στις προσπάθειες πρόβλεψης του, λόγω της συνεχής μεταβλητότητας του και την ιδιαίτερη φύση του εμπορεύματος της ηλεκτρικής ενέργειας.

## Κεφάλαιο 2 : Πρόβλεψη της Οριακής Τιμής Συστήματος (Ο.Τ.Σ.)

### 2.1 Χρησιμότητα Πρόβλεψης της ΟΤΣ

Σε γενικές γραμμές, ο καθοριστικός ρόλος της Οριακής Τιμής Συστήματος στα πλαίσια του οικοσυστήματος της Αγοράς Ενέργειας, έχει προσδώσει μεγάλη σημασία στο εγχείρημα της ακριβούς πρόβλεψής του μεγέθους. Όμως, η φύση αυτού και της αγοράς στην οποία εντάσσεται, το καθιστούν ιδιαίτερα ευμετάβλητο, με ακραίες διακυμάνσεις. Αυτός είναι άλλωστε και ο λόγος που εισάγονται νέες αγορές που επικεντρώνονται σε προθεσμιακά προϊόντα πάνω στην τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας, ως μια προσπάθεια σχεδιασμού ενός περιβάλλοντος που εμπεριέχει μικρότερο κίνδυνο για τους συμμετέχοντες σε αυτό.

Η διαδικασία επομένως πρόβλεψης είναι εξαιρετικά δύσκολη και ο βαθμός ακρίβειας αυτής, μοιραία, είναι περιορισμένος. Παρ' όλα αυτά η προστιθέμενη αξία που προσφέρει η επιτυχημένη πρόγνωση της ΟΤΣ στους παράγοντες της αγοράς, έχει προκαλέσει τη συστηματική ενασχόληση των ερευνητών με το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Βιβλιογραφικά η πρόβλεψη της ΟΤΣ χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες ανάλογα με τον ορίζοντα στον οποίο αυτή πραγματοποιείται. Κάθε πρόβλεψη προσφέρει συμπληρωματικές πληροφορίες στους ενδιαφερόμενους και τους δίνει μια συνολική εποπτεία στο πρόβλημα. Οι κατηγορίες αυτές είναι:

- η βραχυπρόθεσμη (ημέρα – εβδομάδα)
- η μεσοπρόθεσμη (μήνας)
- τη μακροπρόθεσμη (έτος)

#### Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ενδιαφέρει κυρίως τους Προμηθευτές, τους Παραγωγούς και τους Πελάτες της αγοράς ενέργειας. Συγκεκριμένα:

- Οι Παραγωγοί επιτυγχάνουν καλύτερη αξιοποίηση του προϊόντος τους, αφού μπορούν να βελτιώσουν την στρατηγική τους κατά την υποβολή προσφορών στον ΗΕΠ.
- Αντίστοιχα, οι Προμηθευτές βελτιώνουν με παρόμοιο τρόπο την στρατηγική τους, σε ό,τι αφορά την άμεση εξασφάλιση φορτίου για τους πελάτες τους.
- Οι Πελάτες μπορούν να προγραμματίζουν τις ενεργειακές δραστηριότητές τους κατά τον βέλτιστο οικονομικά τρόπο.

- Μπορεί να επιτευχθεί συνολικά οικονομικότερη λειτουργία του συστήματος, μέσω της συνεννόησης και διαμετακόμισης ενέργειας γειτονικών εθνικών συστημάτων. Τον ρόλο αυτό μπορεί να τον αναλάβουν είτε οι Λειτουργοί κάθε συστήματος είτε ιδιώτες Διακινητές Ενέργειας (Energy Traders).
- Η βραχυπρόθεσμη τιμή αποτελεί το σημείο αναφοράς των αναδυόμενων αγορών προθεσμιακών προϊόντων, ενδοημερήσιας και προημερήσιας αγοράς. Όλοι οι εμπλεκόμενοι σε αυτές τις αγορές αποκτούν ανταγωνιστικό πλεονέκτημα, εάν βρίσκονται σε θέση να προβλέψουν με ακρίβεια τις βραχυπρόθεσμες κινήσεις της ΟΤΣ.

#### Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη

Η Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη αντλεί χαρακτηριστικά τόσο από την Βραχυπρόθεσμη όσο και από την Μακροπρόθεσμη. Το γεγονός αυτό οφείλεται στην σχετική αδυναμία σαφή προσδιορισμού της έννοιας μεσοπρόθεσμος, αφού τα δεδομένα χρησιμοποιούνται σε μια κλίμακα χρόνου που κυμαίνεται από ωριαίες μέχρι και ετήσιες τιμές. Παρ' όλα μερικά διακριτά χαρακτηριστικά που διαθέτει πάντα μια μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της ΟΤΣ είναι:

- Στην επικείμενη μελλοντική υλοποίηση των προθεσμιακών αγορών, προμηθευτές και παραγωγοί θα είναι σε θέση να εξασφαλίζουν μέρος της ζητούμενης και διατιθέμενης ενέργειας με διμερείς συμβάσεις. Οι συμφωνίες αυτές θα βασίζονται στις προσδοκίες των συμβαλλόμενων μερών για τις τιμές ενός μεσοπρόθεσμου διαστήματος.
- Οι Παραγωγοί μπορούν να προγραμματίσουν κατάλληλα τις εργασίες συντήρησης των μονάδων τους.

#### Μακροπρόθεσμη Πρόβλεψη

Πολλά από τα οφέλη της μακροπρόθεσμης πρόβλεψης της ΟΤΣ εστιάζονται φυσικά σε αποφάσεις σχεδιασμού των ενδιαφερόμενων. Αναλυτικότερα:

- Οι θεσμικοί φορείς της αγοράς (ΛΑΓΗΕ, ΑΔΜΗΕ, ΡΑΕ) μπορούν να αναλύσουν σε βάθος χρόνου τις κινήσεις της αγοράς. Εάν κρίνουν αναγκαίο μπορούν να εισηγηθούν πολιτικών αύξησης της παραγωγικής ικανότητας του συστήματος, μέσω παροχής κινήτρων επενδύσεων σε κατάλληλες τεχνολογίες παραγωγής ενέργειας.
- Οι θεσμικοί φορείς μπορούν επίσης αν κρίνουν αναγκαίο να θεσμοθετήσουν διαφορετικούς κανόνες διασυνοριακού εμπορίου ή να εισηγηθούν αύξηση στην μεταφορική δυναμικότητα των γραμμών.
- Νέοι επενδυτές μπορούν να αποφανθούν για την βιωσιμότητα των κινήσεών τους, αφού όπως έχει αναλυθεί παραπάνω η ΟΤΣ είναι ένα από τα εργαλεία χρηματοοικονομικής αξιολόγησης μιας επένδυσης



- Οι Παραγωγοί μπορούν να καθορίσουν τις τιμολογιακές πολιτικές τους απέναντι στους Προμηθευτές με μικρότερο κίνδυνο.
- Αντίστοιχα οι Προμηθευτές καθορίζουν τις δικές τους πολιτικές απέναντι στους Καταναλωτές, καθώς και την βιωσιμότητά τους ως οργανισμοί.

Περισσότερο κρίσιμη για τους συμμετέχοντες στην αγορά ενέργειας μπορεί να χαρακτηριστεί η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, καθώς είναι αυτή που μπορεί να τους επιφέρει άμεσα κέρδη ή ζημίες και να καθορίσει την οργάνωση της παραγωγής, στην περίπτωση των παραγωγών, ή αντίστοιχα την κατανάλωση ενέργειας στην περίπτωση των καταναλωτών, στο άμεσο μέλλον.

Για αυτόν το λόγο στην παρούσα διπλωματική θα ασχοληθούμε με το "day ahead forecasting" που αφορά τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ΟΤΣ και αποτελεί το σημείο αναφοράς και το κέντρο ενδιαφέροντος του οικοσυστήματος των Αγορών Ενέργειας.

## 2.2 Παράγοντες Διαμόρφωσης της ΟΤΣ

Είναι φανερό ότι στις ανταγωνιστικές αγορές ενέργειας, οι συμμετέχοντες και λοιποί παράγοντες (Παραγωγοί, Προμηθευτές, Διακινητές Ενέργειας - Energy Traders) απαιτούν ακριβείς προβλέψεις για να μεγιστοποιήσουν τα κέρδη τους μέσω αυτών. Για την επίτευξη αυτών απαιτείται ο προσδιορισμός των βασικών χαρακτηριστικών της ΟΤΣ, που επηρεάζουν και την συμπεριφορά της.

Αρχικά, παρατηρείται ως ένα βαθμό επικάλυψη μεταξύ πρόβλεψης φορτίου και Οριακής Τιμής Συστήματος. Λαμβάνοντας υπ' όψη ότι η ΟΤΣ εκφράζει στην ουσία την τελευταία υποβληθείσα προσφορά που καλύπτει την πρόβλεψη ζήτησης φορτίου, γίνεται φανερός ο τρόπος με τον οποίο αστοχίες στην πρόβλεψη του φορτίου μεταδίδονται και σε αυτή της ΟΤΣ. Παρόλα αυτά, ενώ είναι σαφής η ύπαρξη σχέσεως εξάρτησης μεταξύ των δύο μεγεθών, η ΟΤΣ παρουσιάζει περισσότερο πολύπλοκη συμπεριφορά σε σχέση με το φορτίο. Τα βασικά χαρακτηριστικά που πυροδοτούν την πολύπλοκη αυτή συμπεριφορά είναι:

- η αδυναμία αποθήκευσης της ενέργειας (τουλάχιστον υπό οικονομικούς όρους σε μεγάλη κλίμακα)
- η αβεβαιότητα κατά την λειτουργία του συστήματος
- η αβεβαιότητα της συμπεριφοράς των συμμετεχόντων
- η μεταβλητότητα στα λειτουργικά κόστη μεταξύ των μονάδων
- η διαρκώς αυξανόμενη διείσδυση των ΑΠΕ
- η μεταβλητότητα των καιρικών συνθηκών
- η ύπαρξης πολλαπλής εποχικότητας του μεγέθους (ημερήσια, εβδομαδιαία, ετήσια)

Ο βασικότερος παράγοντας που απαγορεύει τον χειρισμό της ΟΤΣ σαν ένα χρηματιστηριακό μέγεθος ή ένα εμπόρευμα, είναι κατά κοινή ομολογία η αδυναμία αποθήκευσης της ηλεκτρικής ενέργειας. Προσφορά και Ζήτηση πρέπει να βρίσκονται σε κάθε χρονική στιγμή σε ισορροπία, για την διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας του συστήματος. Έτσι, όπως έχει αναλυθεί και παραπάνω, ακόμα και μικρή διακύμανση στη ζήτηση μπορεί να έχει τεράστιο αντίκτυπο στην τιμή της ενέργειας, αφού για να καλυφθεί απαιτείται ενδεχομένως διαφορετική λειτουργία και κατανομή των διαθέσιμων μονάδων παραγωγής του συστήματος.

Παράλληλα, θα πρέπει να αναλογιστεί κανείς την αβεβαιότητα που διακατέχει την λειτουργία του συστήματος. Βλάβες στον εξοπλισμό των παραγωγικών μονάδων ή στο σύστημα μεταφοράς και διανομής αποτελούν απροσδόκητους παράγοντες ραγδαίας αύξησης της ΟΤΣ.

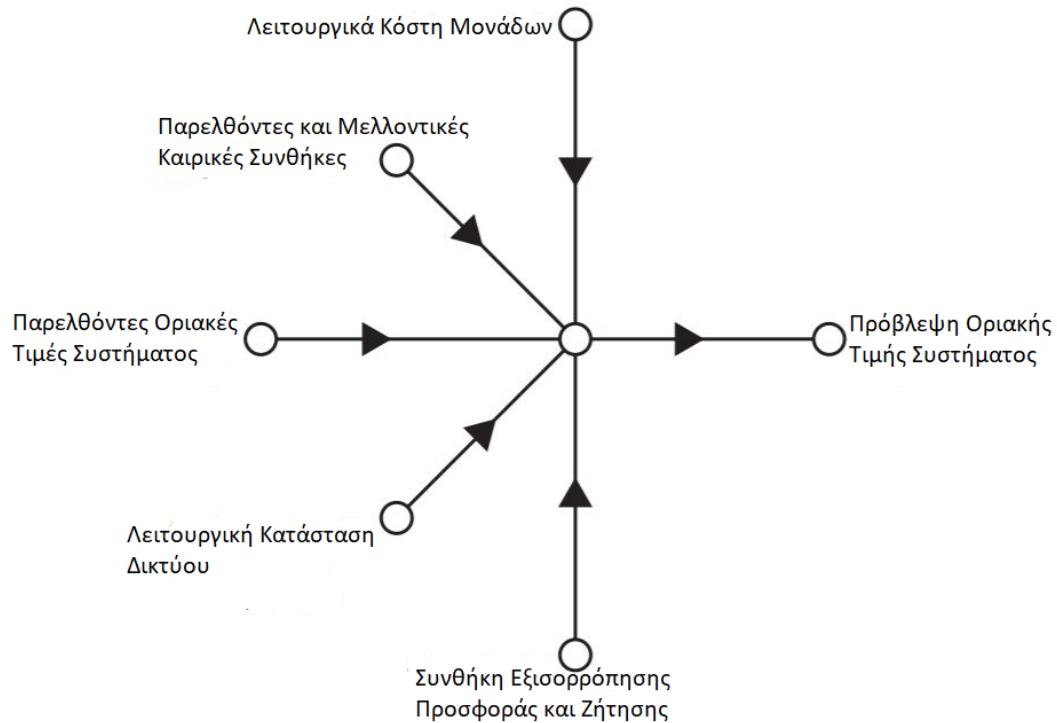
Φυσικά, η λειτουργία του συνόλου του ενεργειακού συστήματος γίνεται στα πλαίσια ενός δυναμικού περιβάλλοντος, του οποίου οι συμμετέχοντες αλληλεπιδρούν διαδραστικά. Η ΟΤΣ είναι αποτέλεσμα αυτού του συγκερασμού ενεργειών. Έτσι, μικρές αλλαγές στις αποφάσεις ιδιωτών (είτε αυτοί ανήκουν στην κατηγορία των Παραγωγών είτε των Προμηθευτών) μπορούν να επηρεάσουν το τελικό αποτέλεσμα. Δεν υπάρχει κάποια εγγύηση ότι ακόμα και με πλήρη και όμοια μίμηση των εξωτερικών μεταβλητών του συστήματος θα έχουμε ίδιο αποτέλεσμα, εξ' αιτίας ακριβώς αυτής της δυναμικής φύσης του προβλήματος.

Μια άλλη πηγή της μεταβλητότητας της ΟΤΣ είναι η διαφορά στα λειτουργικά κόστη μεταξύ των μονάδων. Διαφορετικές τεχνολογίες παραγωγικών μονάδων λειτουργούν με διαφορετικά είδη καυσίμου και έχουν έτσι εξ ορισμού διαφορετικά λειτουργικά κόστη. Οι μεγάλες αυτές διαφορές δημιουργούν κατηγορίες φτηνών και ακριβών μονάδων. Όταν η ζήτηση του φορτίου απαιτεί την ένταξη μιας «ακριβής» μονάδας ή την αποχώρησή της οι μεταβολές στην ΟΤΣ είναι μεγαλύτερες από μια κατάσταση που τα λειτουργικά κόστη όλων των μονάδων ήταν ομοιόμορφα. Επίσης μεταβολές στις τιμές των καυσίμων προκαλούν μεταβολές στην ικανότητα προσφοράς των αντίστοιχων μονάδων, οι οποίες προκαλούν με την σειρά τους αναταραχές στην αγορά.

Σημαντικό παράγοντα της συμπεριφοράς της ΟΤΣ αποτελούν επίσης και η διαρκείς μεταβολές στον καιρό. Η αδυναμία πρόγνωσης με την επιθυμητή ακρίβεια οδηγεί σε αστοχίες στην πρόβλεψη του ζητούμενου φορτίου το οποίο καθορίζει σε μεγάλο βαθμό την τιμή εκκαθάρισης του συστήματος.

Τέλος, δεν θα πρέπει να αγνοηθούν τα τεχνικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς και ιδιαίτερα η πολλαπλή εποχικότητα. Συγκεκριμένα παρατηρείται εποχικότητα σε επίπεδο ημέρας, εβδομάδας, αλλά και έτους. Οι πολλαπλές εποχικότητες συνδυάζονται, προκαλώντας δυσκολίες στην πρόβλεψη. Παρόλα αυτά συχνά, οι προαναφερθέντες παράγοντες επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό την χρονοσειρά, προκαλώντας θόρυβο που κάνει δυσδιάκριτη ή και επουσιώδη την παρουσία της εποχικότητας.

Τα παραπάνω χαρακτηριστικά της ΟΤΣ πρέπει να ληφθούν υπ' όψη στην προσπάθεια πρόβλεψής της. Έτσι μπορούμε να παρουσιάσουμε γραφικά το κάτωθι μοντέλο διαμόρφωσης της ΟΤΣ.



Σχήμα 2.2-1. Βασικοί Παράγοντες Διαμόρφωσης της ΟΤΣ

### 2.3 Μεθοδολογίες Πρόβλεψης ΟΤΣ

Βιβλιογραφικά, οι μεθοδολογίες πρόβλεψης της ΟΤΣ που έχουν προταθεί ανά περιόδους από διάφορους ερευνητές, μπορούν να ταξινομηθούν σε πέντε κατηγορίες.

- Πολυπαραγοντικά Μοντέλα (Multi-agent Models)
- Αιτιοκρατικά Μοντέλα (Fundamental - Structural Models)
- Απλοποιημένα Ποσοτικά Μοντέλα (Reduced-Form Models)
- Οικονομετρικά Μοντέλα (Econometrics – Technical Analysis)
- Μοντέλα Υπολογιστικής Ευφυΐας (Computational Intelligence techniques)

#### Πολυπαραγοντικά Μοντέλα

Τα πολυπαραγοντικά μοντέλα προσπαθούν να προσομοιώσουν την λειτουργία ενός συστήματος που αποτελείται από ετερογενείς παράγοντες – παίκτες (Μονάδες Παραγωγής, Προμηθευτές κτλ.). Οι παράγοντες αυτοί αλληλεπιδρούν μεταξύ τους και διαμορφώνουν την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της διαδικασίας εξισορρόπησης ζήτησης και προσφοράς.

Από τα πρώτα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν, ιδίως για την μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη της ΟΤΣ ήταν τα μοντέλα κόστους παραγωγής (PCM ή production-

cost models). Ο βασικός άξονας τέτοιων μοντέλων ήταν η παράθεση υπάρχουσων και μελλοντικών μονάδων κατά αύξον λειτουργικό κόστους, επιτρέποντας έτσι ωριαίες προβλέψεις. Τα μοντέλα αυτά είναι κατάλληλα σε αγορές με ύπαρξη αυστηρών κρατικών ρυθμίσεων και μικρή αβεβαιότητα στις τιμές. Το μεγάλο μειονέκτημα της χρήσης αυτών των μοντέλων είναι ότι δεν λαμβάνουν υπ' όψη την δυνατότητα των συμμετεχόντων για δηλώσεις προσφοράς (bids). Για να ξεπεραστεί το πρόβλημα, προτάθηκαν τα στρατηγικά μοντέλα κόστους παραγωγής (SPCM) που μοντελοποιούν το παραπάνω μέσω μιας παραμέτρου που υποδηλώνει την οριακή υπολειπόμενη ζήτηση για κάθε επίπεδο παραγωγής. Υπολειπόμενη ζήτηση καλείται η - μοναδική για κάθε μονάδα - συνάρτηση που συσχετίζει την παραγωγή με την τιμή της αγοράς. Το πλεονέκτημα αυτού του μοντέλου έγκειται στην υπολογιστική ευκολία σε σχέση με άλλα της ίδιας κατηγορίας.

Μια άλλη εναλλακτική αποτελούν τα μοντέλα που στηρίζονται στο ολιγοπώλιο Cournot, υπό το πλαίσιο Nash-Cournot. Η βασική διαφορά τους από τα PCM είναι ότι η αγορά δεν λειτουργεί με συνθήκες τέλει ανταγωνισμού, αλλά ολιγοπωλίου. Έτσι η τιμή μπορεί να μεταβληθεί με μεταβολή της ποσότητας παραγωγής κάποιου παίκτη. Έχει παρατηρηθεί βέβαια, ότι αυτά τα μοντέλα προβλέπουν συστηματικά υψηλότερες τιμές ενέργειας. Για να αντιμετωπιστεί αυτό εισάγεται πάλι η έννοια της εικασίας μεταβολής της παραγωγής, για να συνυπολογιστεί η αύξηση της παραγωγής των ανταγωνιστών σε υψηλότερες τιμές ενέργειας. Τέτοιου είδους μοντέλα δεν είναι αποτελεσματικά όταν ο αριθμός των παραγωγών είναι μικρός, αφού σε τέτοια περίπτωση η τιμή συστήματος είναι πολύ ευαίσθητη σε μεταβολές της προσφοράς.

Διακριτή περίπτωση χαρακτηρίζονται τα μοντέλα ισορροπίας της προσφοράς. Σε αντίθεση με το πλαίσιο Nash-Cournot στο οποίο οι παραγωγοί διαμορφώνουν την τιμή συστήματος υποβάλλοντας την διαθεσιμότητα παραγωγής τους, τα μοντέλα αυτού του είδους λειτουργούν με την υποβολή ολόκληρων συναρτήσεων προσφοράς και την διαμόρφωση μιας αθροιστικής συνάρτησης προσφοράς. Η εκκαθάριση της αγοράς γίνεται στο σημείο εξισορρόπησης προσφοράς και ζήτησης και όλοι οι συμμετέχοντες αμείβονται με την τιμή αυτή. Σημειώνεται πάντως ότι η υπολογιστική πολυπλοκότητα του μοντέλου αυτού το καθιστά δυσχερές στην χρήση του και συχνά αναζητούνται εναλλακτικές μείωσης της υπολογιστικής δυσκολίας με κόστος σε λεπτομέρεια απεικόνισης της πραγματικότητας.

Εναλλακτική προσέγγιση αποτελούν οι προσομοιώσεις (simulation models) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε αγορές στις οποίες η έκφραση του προβλήματος σε ευθεία μορφή δεν είναι δυνατή. Οι προσομοιώσεις ξεφεύγουν πλέον από την λογική ενός στατικού συστήματος, δομημένο με εξισώσεις και αυστηρούς περιορισμούς προς ικανοποίηση. Παρέχουν απλά συγκεκριμένους κανόνες για την συμπεριφορά των παικτών και μελετούν πως η αλληλεπίδρασή τους επηρεάζει τη συνολική λειτουργία του συστήματος. Σημαντικό μέρος αυτών των προσεγγίσεων έχει χρησιμοποιηθεί στον σχεδιασμό αγορών, αφού η φύση τους ευνοεί την σύγκριση της συμπεριφοράς των συμμετεχόντων και τα αποτελέσματα αυτής σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Σε αυτό το πλαίσιο οι προσομοιώσεις χρησιμοποιούνται συνδυαστικά με άλλες μεθόδους πρόβλεψης για την εξαγωγή συμπερασμάτων για την συμπεριφορά των συμμετεχόντων υπό διαφορετικά σενάρια. Παρόλα αυτά το μεγάλο πλεονέκτημα των προσομοιώσεων, δηλαδή η μεγάλη ευελιξία στην επιλογή κανόνων, αποτελεί και το μεγαλύτερο μειονέκτημα τους, αφού οι αρχικές υποθέσεις πρέπει να στηρίζονται είτε θεωρητικά είτε

εμπειρικά. Επίσης, μεγαλύτερη σημασία δίνεται στην ποιοτική ερμηνεία των αποτελεσμάτων και όχι στην ακριβή ποσοτική αξιολόγηση του συνόλου της εξεταζόμενης αγοράς.

### Αιτιοκρατικά Μοντέλα

Τα αιτιοκρατικά μοντέλα προσπαθούν να εξηγήσουν την συμπεριφορά της ΟΤΣ, λαμβάνοντας υπ' όψη την επίδραση που ασκούν σημαντικοί φυσικοί και οικονομικοί παράγοντες πάνω της. Η εστίαση τους εντοπίζεται στην εύρεση τέτοιων παραγόντων που σχετίζονται αιτιακά με την τιμή (φορτίο, καιρικές συνθήκες κτλ.), οι οποίες χρησιμοποιούνται με μορφές παλινδρόμησης. Οι παράγοντες αυτοί πρέπει να εκτιμηθούν με άλλες μορφές πρόβλεψης για να μπορέσουν στην συνέχεια να εισέλθουν στο μοντέλο και αυτό εισάγει επιπλέον αβεβαιότητα στην τελική πρόβλεψη. Συχνά η μεθοδολογία αυτή εφαρμόζεται και σε άλλες τεχνικές προβλέψεων όπως η μη γραμμική παλινδρόμηση με νευρωνικά δίκτυα, μοντέλα χρονοσειρά ή και άλλα οικονομετρικά μοντέλα. Η κατηγορία αυτή μπορεί να επιμεριστεί περαιτέρω σε πλούσια πολυπαραμετρικά (parameter-rich fundamental models) και λιτά (parsimonious models) μοντέλα, ανάλογα με το πλήθος των υπό εξέταση παραμέτρων.

Τα πολυπαραμετρικά αιτιοκρατικά μοντέλα αναπτύσσονται κυρίως σε εμπορικό επίπεδο, όπου κάθε ενδιαφερόμενος προσπαθεί να συμπεριλάβει μεγάλο αριθμό παραμέτρων που εξηγούν τις διακυμάνσεις τις ΟΤΣ. Για να συμπεριληφθεί μια νέα παράμετρος στο τελικό μοντέλο αξιολογείται η στατιστική σημασία της μέσω ελέγχων στατιστικών υποθέσεων (t-statistics). Η πληθώρα παραμέτρων που μπορούν να επηρεάσουν το μέγεθος της ΟΤΣ ευνοεί προσεγγίσεις τέτοιου είδους. Χαρακτηριστική είναι η προσπάθεια των Karakatsani και Burn (2008) να αποτυπώσουν την επίδραση διάφορων παραμέτρων, όπως οικονομικών, στρατηγικών, τεχνικών, καθώς και παραγόντων ρίσκου, σε συνδυασμό με την δυναμική αυτών των παραγόντων μέσα στο χρόνο χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο παλινδρόμησης με χρονική παράμετρο (time-varying parameter (TVP) regression). Στην έρευνα τους λαμβάνουν ως ανεξάρτητες μεταβλητές τις ακόλουθες:

- Ζήτηση φορτίου (demand).
- Κλίση και καμπυλότητα ζήτησης (demand slope and curvature), υπολογιζόμενες από τις πρώτες και δεύτερες διαφορές της χρονοσειράς ζήτησης.
- Μεταβλητότητα ζήτησης (demand volatility), δηλαδή τη διακύμανση της ζήτησης λόγω πρόσκαιρων, καιρικών και καταναλωτικών προτύπων.
- Περιθώριο (margin), ένα μέτρο που αφορά την περίσσεια δυναμικότητα ηλεκτροπαραγωγής, και ως εκ τούτου λειτουργεί ως δείκτης ανεπάρκειας.
- Lag-1 margin, που είναι η τιμή του περιθωρίου την προηγούμενη μέρα σε συγκεκριμένη περίοδο.

- Ανεπάρκεια (scarcity), αφορά τον έντονο αντίκτυπο που έχει το περιθώριο της δυναμικότητας ηλεκτροπαραγωγής πάνω στην τιμή πάνω από ένα όριο.
- Μεταβλητότητα τιμής.
- Διαφορά (spread), που εκφράζει τη διαφορά ανάμεσα στην ανεπάρκεια και στο πλεόνασμα της ενέργειας.
- Εποχικότητα (seasonality).
- Τάση (trend).
- Ημερήσιες και εβδομαδιαίες επιδράσεις (diurnal and weekly effects).

Χρησιμοποιώντας λοιπόν τις παραπάνω μεταβλητές ως παράγοντες που επηρεάζουν την ΟΤΣ, έθεσαν ως μοντέλο αναφοράς ένα μοντέλο αυτοπαλινδρόμησης (AR) και το συνέκριναν με άλλες μεθόδους παλινδρόμησης (όπως LRL, TVP- Regression, RS-Regression, TVP-AR, RSAR, Regression with Trend).

Αξίζει να σημειωθεί πως υπήρξε διαχωρισμός στην διαδικασία πρόβλεψης σχετικά με το περιθώριο (margin), όπου στην πρώτη περίπτωση λήφθηκε υπόψη η αβεβαιότητα σχετικά με το περιθώριο, ενώ στη δεύτερη οι προβλέψεις έγιναν δίχως προκατειλημμένες προσδοκίες για το περιθώριο.

Τα αποτελέσματα της έρευνας ήταν θετικά και έδειξαν πως ένα μοντέλο μπορεί να δώσει καλύτερες προβλέψεις όταν λαμβάνουμε υπόψη μας την μεταβολή των ανεξάρτητων μεταβλητών μέσα στο χρόνο, στην περίπτωση όμως που έχουμε ως ορίζοντα την ημέρα ή ακόμα καλύτερα συγκεκριμένες περιόδους της ημέρας.

Είναι σαφές ότι η ορθή επιλογή των παραγόντων που επηρεάζουν την ΟΤΣ είναι καθοριστική για την παραγωγή όσο το δυνατόν ακριβέστερων προβλέψεων. Μεγάλο ρόλο παίζει και ο τρόπος που συσχετίζονται τα μεγέθη μεταξύ τους και απαιτείται μεγάλη προσοχή στην αποσαφήνιση του τρόπου που μπορεί να επιδρά κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή στην εξαρτημένη, η οποία στο πρόβλημα μας είναι η ΟΤΣ. Στη συνέχεια παρατίθεται ένας συγκεντρωτικός πίνακας με πιθανούς παράγοντες που μπορούν να ληφθούν ως ανεξάρτητες μεταβλητές σε μία πολλαπλή παλινδρόμηση, χωρισμένους σε κατηγορίες ως προς το είδος τους.

<b>ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ</b>	<b>ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ</b>
Ιστορικά δεδομένα φορτίου	K1
Ρυθμός φορτίου συστήματος	K1
Εισαγωγές/Εξαγωγές	K1
Πλεόνασμα/έλλειμμα Χωρητικότητας Ηλεκτροπαραγωγής	K1
Εφεδρείες	K1
Πυρηνική Παραγωγή	K1
Θερμική Παραγωγή	K1
Υδροηλεκτρική Παραγωγή	K1
Χωρητικότητα Ηλεκτροπαραγωγής	K1
Δεσμευτικοί Περιορισμοί τους Συστήματος	K1
Όρια γραμμών μεταφοράς	K1
Ιστορικά δεδομένα Οριακής Τιμής Φορτίου	K1
Πρόβλεψη Φορτίου	K2
Πρόβλεψη εφεδρειών	K2
Θερμοκρασία	K2
Θερμοκρασία σημείου δρόσου	K2
Καιρικές συνθήκες	K2
Τιμή Καυσίμων(Πετρέλαιο, Φυσικό Αέριο κτλ.)	K2
Κενά Ηλεκτροπαραγωγής	K3
Κατάσταση γραμμών μεταφοράς	K3
Απρόβλεπτοι παράγοντες γραμμών μεταφοράς	K3
Δείκτης Συμφόρησης μεταφοράς ΗΕ	K3
Ιστορικές δεδομένα ΟΤΣ	K4
Ελαστικότητα ζήτησης	K4
Στρατηγικές προσφορών	K4
Δείκτης ύπαρξης ασυνήθιστων τιμών (spikes)	K4
Περίοδος επίλυσης	K5
Ημερολόγιο (ημέρα /μήνας /γιορτές /εποχές) (calendar effects)	K5
Αλλαγή ώρας	K5

Πίνακας 2.3-1. Κατηγοριοποίηση Παραγόντων Παλινδρόμησης

Όπου οι κατηγορίες είναι οι ακόλουθες:

K1 : Χαρακτηριστικά Αγοράς Ενέργειας.

K2 : Μη στρατηγικές αβεβαιότητες.

K3 : Στοχαστικές αβεβαιότητες.

K4 : Δείκτες «συμπεριφοράς» της Αγοράς Ενέργειας.

K5 : Χρονικές/Πρόσκαιρες επιδράσεις.

#### Απλοποιημένα Ποσοτικά Μοντέλα

Κύρια πρόθεση των απλοποιημένων ποσοτικών μοντέλων (Reduced-Form Models) δεν είναι οι ακριβείς ωριαίες προβλέψεις της ΟΤΣ, αλλά μάλλον η αναπαραγωγή των κύριων χαρακτηριστικών της. Τέτοια είναι η συνάρτηση κατανομής του μεγέθους, η δυναμική του συμπεριφορά καθώς και τυχόν συσχετίσεις με άλλα αγαθά. Μοντέλα τέτοιου είδους χρησιμοποιούνται κυρίως για την αξιολόγηση παραγώγων και κινδύνου, παρόλα αυτά παρουσιάζουν δύο βασικά προβλήματα. Από την μία πρέπει να δοθεί μεγάλη έμφαση στην επιλογή κατάλληλης διαδικασίας που να προσομοιώνει τις βασικές ιδιότητες της ΟΤΣ, καθώς σε αντίθετη περίπτωση το μοντέλο θα είναι αρκετά αναξιόπιστο. Παράλληλα, η επιλεχθείσα διαδικασία δεν θα πρέπει να είναι υπερβολικά πολύπλοκη, καθώς η βασική λειτουργία που επιτελούν τέτοια μοντέλα, δηλαδή ο άμεσος προσδιορισμός της αξίας στα πλαίσια της χρηματιστηριακής χρησιμότητας, αποκλείει εξ ορισμού μοντέλα με μεγάλο υπολογιστικό βάρος.

Βιβλιογραφικά τα μοντέλα που έχουν χρησιμοποιηθεί αντλούν την έμπνευσή τους από αντίστοιχα άλλων ενεργειακών προϊόντων, αλλά και των επιτοκίων (εκμεταλλεζόμενοι την ιδιότητα τους να συγκλίνουν προς μια μέση τιμή – mean reversion). Υπάρχει σαφής διάκριση των μοντέλων που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της αγοράς πραγματικού χρόνου (spot market) και αυτών που αφορούν την αγορά προθεσμιακών ενεργειακών προϊόντων (futures market). Τα μοντέλα της αγοράς πραγματικού χρόνου παρότι περιγράφουν συνήθως σωστά την δυναμική της τιμής, αποτυγχάνουν να αξιολογήσουν τα παράγωγα προϊόντα. Τα δημοφιλέστερα είναι τα μοντέλα Άλματος – Διάχυσης (Jump Diffusion models) και τα Μαρκοβιανά μοντέλα μεταγωγής (Markov regime switching models).

Τα μοντέλα Άλματος-Διάχυσης περιγράφονται στην γενική τους μορφή από την διαφορική εξίσωση:

$$dX_t = \mu(X_t, t)dt + \sigma(X_t, t)dW_t + dq(X_t, t)$$

Ο όρος  $\mu(X_t, t)$  περιγράφει την τάση της χρονοσειράς και εμπεριέχει συνήθως, αλλά όχι απαραίτητα, το χαρακτηριστικό σύγκλισης προς μια μέση τιμή, ώστε να μειωθεί η επίδραση των ακραίων τιμών στο μοντέλο.

Ο όρος  $dW_t$  περιγράφει τις αυξήσεις μιας τυπικής διαδικασίας Wiener και στην ιδανική περίπτωση εκφράζει την μικρή μεταβλητότητα της τιμής  $X_t$ .

Ενώ τέλος, ο όρος  $dq(X_t, t)$  εκφράζει τις μεταβολές μια διαδικασίας άλματος, όπως Poisson, ώστε να περιγράφονται οι μεγάλες αλλαγές της ΟΤΣ.

Το μεγαλύτερο ίσως μειονέκτημα αυτών των μοντέλων είναι ότι αντιμετωπίζουν δυσκολία στην μετάβασή τους στο «κανονικό» επίπεδο τιμών μετά από ένα άλμα, καθώς για να συμβεί αυτό απαιτείται να δοθεί ιδιαίτερο βάρος στη σύγκλιση προς την μέση τιμή με ό,τι αυτό συνεπάγεται για την προκατάληψη του τελικού μοντέλου. Στο ίδιο μήκος κύματος, δεν είναι δυνατή η αποτύπωση συνεχόμενων ακραίων τιμών τουλάχιστον όχι με την συχνότητα πως αυτές παρατηρούνται σε εμπειρικό επίπεδο.



Την παραπάνω αδυναμία έρχονται να καλύψουν τα Μαρκοβιανά μοντέλα μεταγωγής (MRS). Η εναλλαγή μεταξύ  $L$  διαφορετικών επιπέδων τιμής, που βρίσκεται στον πυρήνα αυτής της κατηγορίας μοντέλων, επιτρέπει τις παροδικές μεταβάσεις από υψηλά σε χαμηλά επίπεδα. Άλλωστε η φύση του μεγέθους, όπως έχει περιγραφεί σε προηγούμενη ενότητα, εμπεριέχει σε μεγάλο βαθμό την ομαδοποίηση ακραίων τιμών σε σύντομα χρονικά διαστήματα, λόγω κάποιου μεμονωμένου τυχαίου γεγονότος, παρά την ομοιογενή ομαδοποίησή τους στο χρόνο. Παράλληλα, τα παραπάνω μοντέλα έχουν επίσης δυνατότητα να αναπαριστήσουν με ευκολία την χαρακτηριστική σύγκλιση προς την μέση τιμή της ΟΤΣ.

Τα μοντέλα MRS στηρίζουν την λειτουργία τους στην εναλλαγή μεταξύ διαφορετικών επιπέδων ή περιοχών τιμής σε καθένα απ' τα οποία οι μεταβολές της ΟΤΣ περιγράφονται από διαφορετική στοχαστική διαδικασία. Η διαδικασία μετάβασης ή μεταγωγής από ένα επίπεδο σε ένα άλλο θεωρείται ότι είναι μια μαρκοβιανή αλυσίδα με κυρίαρχο χαρακτηριστικό την μήτρα  $P$ . Αυτή η μήτρα περιγράφει τις πιθανότητες μετάβασης από την περιοχή  $i$  στην περιοχή  $j$ . Οι μεταβάσεις αυτές υπακούουν στην Μαρκοβιανή ιδιότητα ενός συστήματος χωρίς μνήμη, δηλαδή η πιθανότητα μετάβασης στην επόμενη περιοχή εξαρτάται μόνο από την παρούσα, και όχι την διαδικασία με την οποία αυτή επιτεύχθηκε.

Τέλος στην άλλη κατηγορία των μοντέλων, αυτή των προθεσμιακών αγορών επιτρέπουν τον προσδιορισμό της αξίας των παράγωγων προϊόντων με ευθύ τρόπο, χωρίς όμως να δίνουν αρκετές πληροφορίες για τις ιδιότητες της ΟΤΣ. Συχνά επίσης, είναι δύσκολο να κατασκευαστούν αξιόπιστα τέτοια μοντέλα, λόγω της μη ύπαρξης διαθέσιμων δεδομένων. Τα μοντέλα προθεσμιακών αγορών μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την μεσοπρόθεσμη εκτίμηση της ΟΤΣ, αφού εκφράζουν ουσιαστικά τις πεποιθήσεις της αγοράς για το διάστημα αυτό εμπεριέχοντας και ένα πριμ κινδύνου ή αβεβαιότητας.

### Οικονομετρικά Μοντέλα

Η στατιστική προσέγγιση της πρόβλεψης της ΟΤΣ αποτελεί ουσιαστικά εφαρμογή είτε στατιστικών τεχνικών πάνω στην χρονοσειρά είτε οικονομετρικών μοντέλων πάνω στην αγορά ενέργειας. Η προσέγγιση αυτή προσπαθεί να προβλέψει την ΟΤΣ χρησιμοποιώντας συνδυασμούς από τις προηγούμενες χρονικά τιμές της ΟΤΣ ή/και μελλοντικές τιμές εξωγενών παραγόντων (με πιο συνηθισμένη την χρήση κατανάλωσης και καιρικών συνθηκών). Ο διαχωρισμός τους σε κατηγορίες μπορεί να γίνει με τον τρόπο που χειρίζονται την συμμετοχή των παραγόντων στην διαμόρφωση της ΟΤΣ, είτε αθροιστικά είτε πολλαπλασιαστικά. Στην εκάστοτε περίπτωση η πρόβλεψη αποτελείται είτε από το άθροισμα είτε από το γινόμενο των υπό εξέταση παραγόντων, με πιο δημοφιλή την πρώτη κατηγορία.

Το ισχυρότερο πλεονέκτημα των στατιστικών μοντέλων είναι η στενή τους σύνδεση με την φυσική ερμηνεία ενός φαινομένου. Η περιγραφή μιας σχέσης αιτίου – αποτελέσματος είναι φιλική στον ανθρώπινο τρόπο σκέψης και εφοδιάζει ειδικούς με εργαλεία ερμηνείας σχετικά με την συμπεριφορά του μεγέθους. Από την άλλη, μια μερίδα σκεπτικιστών υπερτονίζει την αδυναμία των μοντέλων αυτών να εξηγήσουν περίπλοκες μη γραμμικές συσχετίσεις μεταξύ

μεγεθών, θεωρώντας τα ανεπαρκή. Παρόλα αυτά, σε πρακτικές εφαρμογές δεν υπάρχουν συστηματικές αποκλίσεις μεταξύ των στατιστικών και των μη-γραμμικών μεθόδων πρόβλεψης.

Μια δημοφιλής μέθοδος της κατηγορίας αυτής, που χρησιμοποιείται ενίοτε σαν μέτρο σύγκρισης της απόδοσης άλλων μεθόδων είναι η μέθοδος της Όμοιας Μέρας. Σύμφωνα με αυτή ερευνώνται τα ιστορικά δεδομένα για τον εντοπισμό μιας ημέρας με όμοια χαρακτηριστικά με την ημέρα πρόβλεψης και οι ΟΤΣ της μέρας αυτής χρησιμοποιούνται σαν πρόβλεψη. Τα όμοια χαρακτηριστικά μπορεί να είναι η μέρα της εβδομάδας, η μέρα του χρόνου. Τύπος αργίας ή και δεδομένα φορτίου και καιρού. Εναλλακτικά, μάλιστα η τελική πρόβλεψη μπορεί να δημιουργηθεί από μια γραμμική παλινδρόμηση πολλών παρόμοιων ημερών κάθε μία με το δικό της βάρος. Παρόλα αυτά τέτοιες μέθοδοι, χωρίς την κατάλληλη παραμετροποίηση, δεν καταφέρνουν να ξεπεράσουν το σημείο αναφοράς της απλούστατης μεθόδου Naive (που απλά είναι η προέκταση της τελευταίας παρατήρησης στο χρόνο) δημιουργώντας αμφιβολίες για την αξιοπιστία τους σαν μέτρο σύγκρισης.

Μια άλλη πολύ σημαντική και ευρείας χρήσης μέθοδος είναι αυτή της εκθετικής εξομάλυνσης. Αποτελεί μια πιο πρακτική μέθοδο πρόβλεψης που χρησιμοποιεί έναν σταθμισμένο μέσο όρο παρελθοντικών παρατηρήσεων για να προσεγγίσει τις μελλοντικές. Αυτά τα βάρη μειώνονται εκθετικά όσο κινούμαστε στο παρελθόν, με την μείωση του να εξαρτάται από μια παράμετρο  $\alpha$  που ανήκει στο διάστημα  $(0, 1)$ . Σε κάποιες ειδικές περιπτώσεις χρονοσειρών που παρουσιάζουν χαρακτηριστικά όπως εποχικότητα, τάση ή κυκλικότητα, πριν την χρήση μεθόδων εξομάλυνσης απαιτείται προεπεξεργασία της χρονοσειράς. Αφαιρούνται έτσι τα χαρακτηριστικά που προκαλούν παρεμβολές, η εκθετική εξομάλυνση εφαρμόζεται επί της νέας χρονοσειράς, και μετά προστίθενται εκ νέου τα χαρακτηριστικά για να διαμορφωθεί η τελική πρόβλεψη. Ειδική μνεία θα πρέπει να γίνει στην μέθοδο THETA, σαν μια παραλλαγή του κλασσικού μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης με τάση. Η μέθοδος αυτή είχε εξαιρετική επίδοση στον διαγωνισμό προβλέψεων M3 και αποτελεί ενδιαφέρον ερώτημα η μελέτη της στο πλαίσιο παραγωγής προβλέψεων για ΟΤΣ.

Από τις περισσότερο ευρείες κατηγορίες μοντέλων είναι ίσως τα μοντέλα παλινδρόμησης. Ο γενικός στόχος τέτοιων μοντέλων είναι να εξερευνήσουν τις συσχετίσεις του εξεταζόμενου μεγέθους με άλλες, ανεξάρτητες ή μη μεταβλητές. Αυτό επιτυγχάνεται με την εύρεση κατάλληλων βαρών ή συντελεστών για τις μεταβλητές ερμηνείας μέσω της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων. Οι συντελεστές αυτοί επιλέγονται δηλαδή ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων μεταξύ παρατηρηθέντων και εξαγομένων από το μοντέλο τιμών. Η κατηγορία αυτή επικαλύπτεται σε ένα βαθμό με τα αιτιοκρατικά μοντέλα, με την διαφορά να έγκειται κυρίως στην επιλογή των μεταβλητών ερμηνείας. Εάν οι μεταβλητές ερμηνείας είναι αμιγώς ανεξάρτητες με την ΟΤΣ, έχοντας φυσικά επεξηγηματική συσχέτιση με το μέγεθος, τότε μιλάμε για ένα αιτιοκρατικό μοντέλο παλινδρόμησης. Από την άλλη, εάν οι μεταβλητές ερμηνείας είναι προηγούμενες τιμές του εξεταζόμενου μεγέθους της ΟΤΣ, γίνεται λόγος για μοντέλο αυτοπαλινδρόμησης, το οποίο ανήκει στην κατηγορία στατιστικών προβλέψεων. Συχνά στην βιβλιογραφία υπάρχουν μοντέλα που συνδυάζουν στοιχεία και από τις δύο κατηγορίες. Αυτά αναφέρονται σαν μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης με εξωγενείς μεταβλητές και κατηγοριοποιούνται επίσης σαν υποκατηγορία στατιστικών προβλέψεων.

Το βασικό μοντέλο χρονοσειράς που λαμβάνει υπ' όψιν του την τυχαία φύση και τις χρονικές συσχετίσεις του φαινομένου είναι το μοντέλο αυτοπαλινδρόμησης κινητού μέσου όρου (ARMA). Κατά αυτό το μοντέλο, η επόμενη τιμή της ΟΤΣ μπορεί να εκφραστεί γραμμικά σε σχέση με τις  $p$  προηγούμενες τιμές (αυτοπαλινδρομικό μέρος) και σε σχέση με τις  $q$  προηγούμενες τιμές του θορύβου (μέρος κινητού μέσου όρου). Τα μοντέλα ARMA επομένως χαρακτηρίζονται από τις παραμέτρους  $p$  και  $q$  που οριοθετούν το πλήθος των άγνωστων συντελεστών των τμημάτων που αναφέρονται στην αυτοπαλινδρόμηση και στον κινητό μέσο όρο αντίστοιχα.

Η βασική προϋπόθεση για την χρήση των μοντέλων αυτών είναι ότι η υπό μελέτη χρονοσειρά είναι στατική. Σε αντίθετη περίπτωση πρέπει να γίνει μετατροπή της σε στατική, συνήθως λαμβάνοντας τις πρώτες ή τις δεύτερες διαφορές. Η παραπάνω διαφόριση, αποτέλεσε βασικό στοιχείο στην προσέγγιση Box-Jenkins για την δημιουργία των μοντέλων ARIMA. Εισάγεται μια νέα παράμετρος  $d$ , που καθορίζει το πλήθος των διαφορίσεων που υφίσταται η χρονοσειρά πριν την εφαρμογή της κλασσικής μεθοδολογίας ARMA.

Σε ορισμένες περιπτώσεις ακόμα και με μεγάλο αριθμό διαφορίσεων η χρονοσειρά δεν είναι δυνατόν να μετατραπεί σε στατική. Αυτό ενδεχομένως να συμβαίνει διότι κάποιες χρονοσειρές παρουσιάζουν εποχιακή συμπεριφορά. Για να αντιμετωπιστεί το παραπάνω πρέπει συμπληρωματικά με την ενδεχόμενη διαφόριση με την αμέσως προηγούμενη τιμή, να γίνει διαφόριση με την  $n$  προηγούμενη τιμή, όπου το  $n$  καθορίζεται από τον τύπο της εποχικότητας της χρονοσειράς. Εισάγονται έτσι τα εποχικά μοντέλα SARIMA με παραμέτρους  $(p, d, q) \times (P, D, Q)$ , όπου οι νέες επιπλέον παράμετροι  $(P, D, Q)$  αναφέρονται στην τάξη του εποχικού τμήματος του μοντέλου.

Στα παραπάνω προστίθεται η προσπάθεια ερευνητών να ερμηνεύσουν τις κινήσεις της ΟΤΣ με εξωγενείς μεταβλητές. Έτσι η συνδυαστική αυτή προσέγγιση αναφέρεται στην βιβλιογραφία ως ARMAX, ARIMAX, SARIMAX αντίστοιχα, εξαρτώμενη από την βασική μεθοδολογία που προστίθενται οι εξωγενείς παράγοντες  $X$ .

Όλα τα προαναφερθέντα μοντέλα της οικογένειας της αυτοπαλινδρόμησης προϋποθέτουν ομοσκεδαστικότητα, δηλαδή σταθερή διακύμανση και συνδιακύμανση. Όμως, έχει ήδη σημειωθεί από την πρακτική εμπειρία ότι κάτι τέτοιο δεν ισχύει στην χρονοσειρά της ΟΤΣ. Υπάρχει μεγάλη εξάρτηση της διακύμανσης της χρονοσειράς από προηγούμενες διακυμάνσεις, αφού οι ακραίες τιμές παρατηρούνται σε κοντινά σημεία στον χρόνο (λόγω κάποιου παροδικού γεγονότος). Το πρόβλημα αυτό της ετεροσκεδαστικότητας επιλύεται με την χρήση αυτοπαλινδρομικών μοντέλων με δεσμευμένη ετεροσκεδαστικότητα (ARCH- GARCH). Τα παραπάνω συνδυάζονται με τα μοντέλα ARIMA και επιτρέπουν την βελτιωμένη προσέγγιση των υπολοίπων (residuals) των ARIMA, παρόλα αυτά έχει αποδειχθεί πειραματικά ότι η χρήση τους δεν εξασφαλίζει πάντοτε καλύτερο προβλεπτικό αποτέλεσμα.

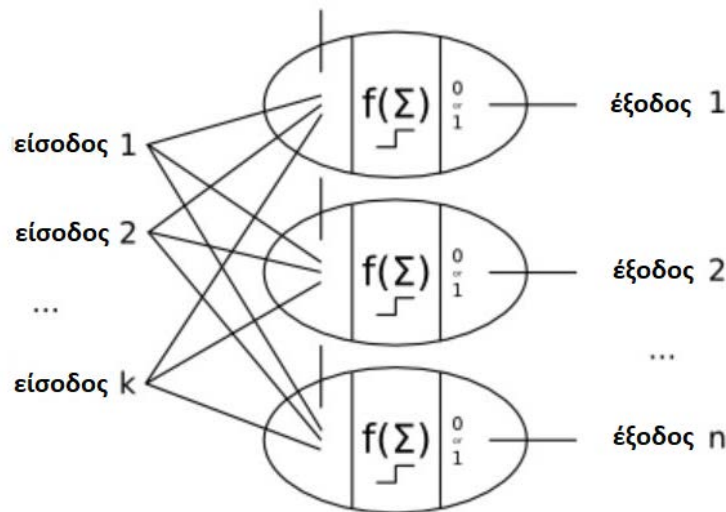
### Μοντέλα Υπολογιστικής Ευφυΐας

Τα μοντέλα υπολογιστικής ευφυΐας εκμεταλλεύονται στοιχεία από την μηχανική μάθηση προκειμένου να δημιουργήσουν μηχανισμούς που μπορούν να προσαρμοστούν και να

ερμηνεύσουν περίπλοκα δυναμικά συστήματα. Οι μέθοδοι των Νευρωνικών Δικτύων (Neural Networks), των Ασαφών Συστημάτων (Fuzzy Systems) και των Μηχανές Διανυσματικής Υπολογιστικής (Support Vector Machine) είναι οι πιο διαδεδομένες κλάσεις της Υπολογιστικής Ευφυΐας. Πολλοί ερευνητές υποστηρίζουν ότι η ευελιξία και η ευκολία με την οποία χειρίζονται την πολυπλοκότητα, καθιστά τα μοντέλα υπολογιστικής ευφυΐας καταλληλότερα για την πρόβλεψη θορυβωδών χρονοσειρών όπως η ΟΤΣ.

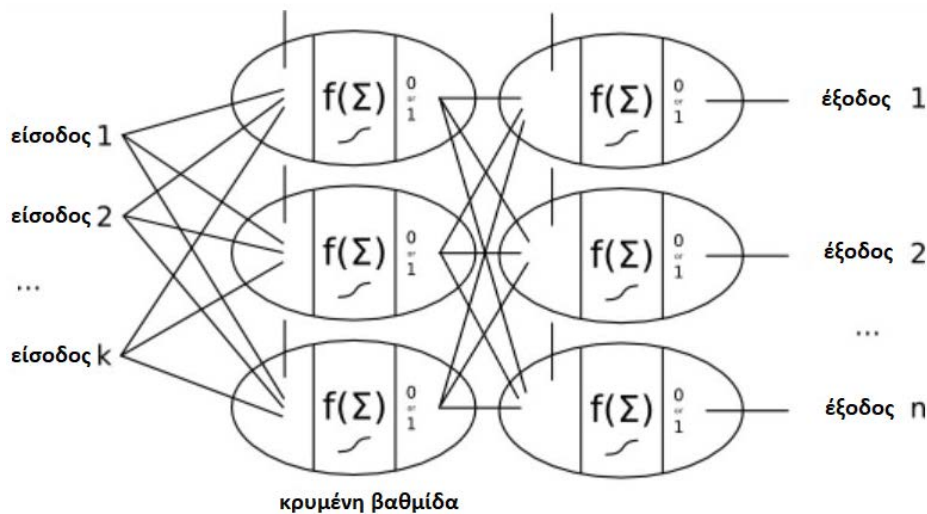
Κάθε μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου μπορεί να ταξινομηθεί με κριτήρια την αρχιτεκτονική του και τον αλγόριθμο μάθησης που χρησιμοποιείται. Η αρχιτεκτονική (ή τοπολογία) περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο υφίστανται οι νευρώνες ή αλλιώς οι συνδέσεις μέσα στο νευρωνικό, ενώ ο αλγόριθμος μάθησης εξετάζει τον τρόπο με τον οποίο προσαρμόζονται τα βάρη κάθε νευρώνα κατά την διαδικασία μάθησης. Η βασική διαφοροποίηση σε επίπεδο αρχιτεκτονικής χωρίζει τα νευρωνικά σε εμπρόσθια διάδοσης και αναδρομικά. Ειδικότερα στο πρόβλημα πρόβλεψης της ΟΤΣ, υπάρχει ακόμα η παράμετρος ρύθμισης των κόμβων εξόδου. Αυτή μπορεί να είναι είτε μία, υποδηλώνοντας ότι το νευρωνικό σχεδιάζεται για την πρόβλεψη της επόμενης (συνήθως) μόνο ωριαίας τιμής της ΟΤΣ, είτε πολλαπλές, 24 ή 48, όπου η στόχευση είναι στον άμεσο προσδιορισμό των τιμών της επόμενης και μεθεπόμενης μέρας. Οι κόμβοι του δικτύου, οι οποίοι ονομάζονται νευρώνες οργανώνονται σε έναν μικρό σχετικά αριθμό διασυνδεδεμένων βαθμίδων που ενώνουν τις εισόδους με τις εξόδους. Η έξοδος κάθε νευρώνα είναι μια γραμμική ή και μη γραμμική συνάρτηση της εισόδου του. Η είσοδος κάθε νευρώνα, με την σειρά της μπορεί να είναι η έξοδος κάποιου άλλου νευρώνα ή μια αρχική είσοδος του νευρωνικού δικτύου.

Το πιο απλό νευρωνικό αποτελείται από μόνο από τις βαθμίδες εισόδου και εξόδου, χωρίς να περιέχει κρυμμένες ή εσωτερικές βαθμίδες και είναι πρακτικά ισοδύναμο με μια γραμμική παρεμβολή. Οι προβλέψεις δίνονται από έναν γραμμικό συνδυασμό των εισόδων. Τα βάρη, τα οποία αντιστοιχούν στους συντελεστές της γραμμικής παρεμβολής, προσδιορίζονται με βάση την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους και συγκεκριμένα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.



Σχήμα 2.3-1. Διαγραμματική αναπαράσταση ενός Απλού Νευρωνικού Δικτύου (SNN)

Εάν στο παραπάνω προστεθεί μια ενδιάμεση βαθμίδα το μοντέλο υπάγεται στην κατηγορία των Πολυεπίπεδων Perceptron (Multi-Layer Perceptron ή MLP). Ένα νευρωνικό αυτής της διαδομένης κατηγορίας νευρωνικών οργανώνεται σε βαθμίδες που έχουν μονοσήμαντες συνδέσεις των μεταξύ τους νευρώνων, έξοδοι από τους νευρώνες τις βαθμίδας  $i$  λαμβάνονται σαν είσοδοι στους νευρώνες της βαθμίδας  $i+1$ . Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης κάθε νευρώνα ενός MLP μπορεί να διαφέρουν μεταξύ τους από βαθμίδα σε βαθμίδα, όμως συνήθως είναι είτε η γραμμική είτε η σιγμοειδής. Ο αλγόριθμος μάθησης μέσω διόρθωσης σφάλματος (back-propagation) είναι μακράν ο πιο συνηθισμένος αλγόριθμος που χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση των MLP. Η λειτουργία του στηρίζεται στην διαρκή αναπροσαρμογή των βαρών των νευρώνων του δικτύου με στόχο την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους.



Σχήμα 2.3-2. Διαγραμματική αναπαράσταση ενός Πολυεπίπεδου Perceptron (MLP)

Τα παραπάνω νευρωνικά πρόσθιας διάδοσης χαρακτηρίζονται σαν στατικά, με την έννοια ότι παράγουν ουσιαστικά μόνο ένα διάνυσμα εξόδων και όχι μια ακολουθία τιμών για μια συγκεκριμένη είσοδο. Επίσης δεν έχουν την ικανότητα μνήμης, αφού η πρόβλεψη που παράγουν είναι ανεξάρτητη από τις προηγούμενες καταστάσεις του δικτύου. Από την άλλη τα αναδρομικά νευρωνικά αποτελούν δυναμικά συστήματα. Μέσω της ανάδρασης, οι είσοδοι των νευρώνων αναπροσαρμόζονται και οδηγούνται σε δυναμικά διαφορετική κατάσταση κάθε φορά.

Τα απλά αναδρομικά νευρωνικά εμπεριέχουν στην κλασική δομή που περιεγράφηκε πιο πριν, μια ομάδα επιλογής. Τα ενδιάμεσα στάδια συνδέονται με αυτή την ομάδα επιλογής κατάστασης η οποία είναι εν γένει στατική και καθορίζει το ποιοι νευρώνες πρέπει να ανανεωθούν κατά την εκπαίδευση και με τι βαρύτητα στην νέα πληροφορία.

Τα πλήρη αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα ή αναδρομικά δίκτυα πραγματικού χρόνου (RTRN) από την άλλη, έχουν τις εξόδους όλων των νευρώνων τους να συνδέονται αναδρομικά σε όλους τους

νευρώνες του δικτύου. Η εκπαίδευση γίνεται με μεθόδους της οικογένειας της σταδιακής καθόδου (gradient descent), αλλά με μεγαλύτερη πολυπλοκότητα από τα νευρωνικά πρόσθιας διάδοσης.

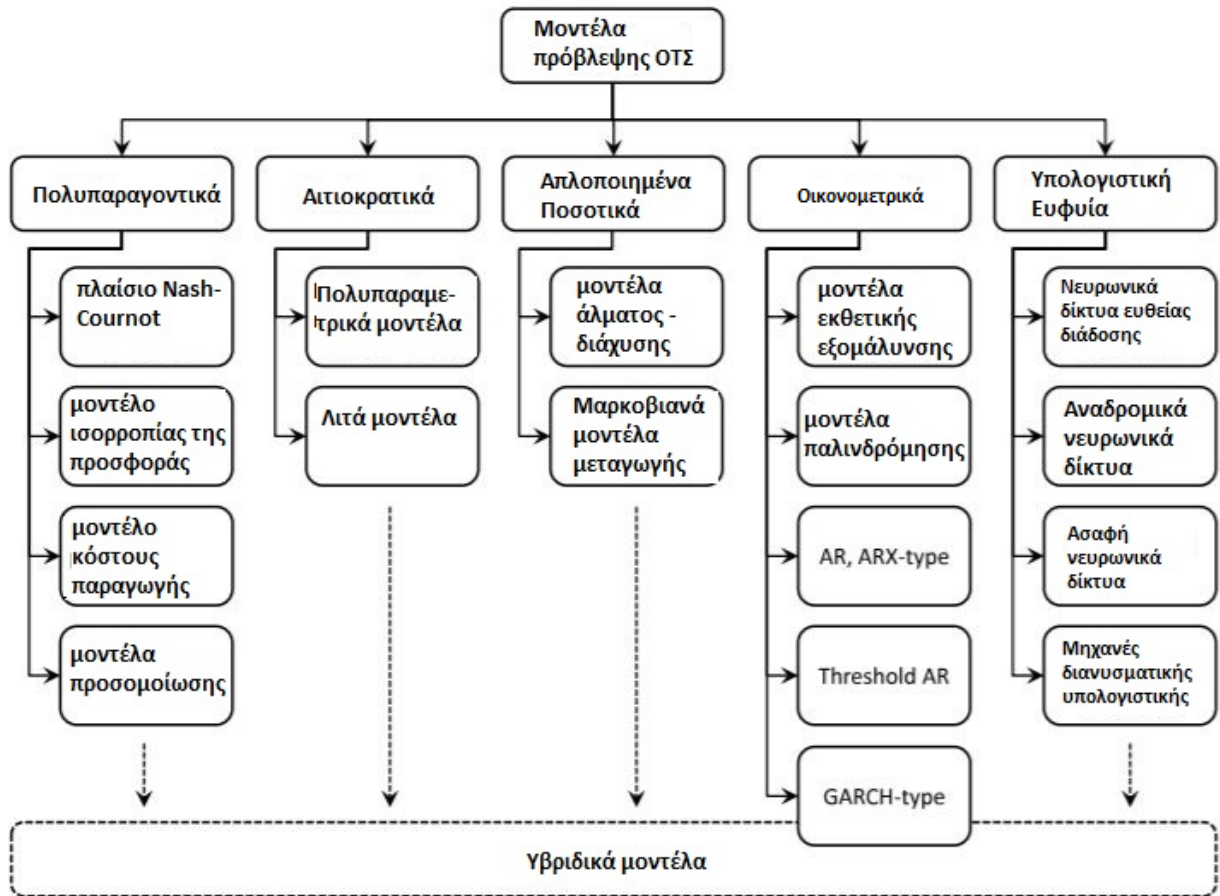
Τα ασαφή συστήματα στηρίζονται στην γενίκευση της άλγεβρας Boole ότι οι δυικές τιμές 0 και 1 έχουν κάποια ποιοτικά ενδιάμεσα διαστήματα. Η ασαφής λογική δεν περιορίζεται επομένως στην ακριβή αντιστοίχιση εισόδου – εξόδου, όμως προϋποθέτει την ύπαρξη μιας συνάρτησης αποσαφήνισης για την παραγωγή ακριβών τιμών ΟΤΣ. Οι προσπάθειες ανάπτυξης τέτοιων συστημάτων επικεντρώθηκαν στην διαμόρφωση μιας αρχικής κατηγοριοποίησης σε επίπεδα (πχ αιχμή, μέσο και φορτίο βάσης) μέσω ασαφής λογικής και στην συνέχεια εφαρμογή κάποιου νευρωνικού για προβλέψεις.

Οι Μηχανές Διανυσματικής Υπολογιστικής (SVM) είναι ένα εργαλείο που χρησιμοποιείται και για παλινδρόμηση και για ταξινόμηση. Σε αντίθεση με τα νευρωνικά δίκτυα που προσπαθούν να ορίσουν πολύπλοκες συναρτήσεις πάνω στις εισόδους τους, τα SVM αποτελούν μια μη-γραμμική χαρτογράφηση των δεδομένων σε έναν πολυδιάστατο χώρο. Στην συνέχεια προσπαθούν με γραμμική συναρτήσεις να ορίσουν όρια ή σύνορα στον χώρο αυτό. Η λογική των SVM δίνει άλλη σημασία στον όρο πρόβλεψη, αφού στο πλαίσιο αυτών σημαίνει μια ταξινόμηση (με επίβλεψη) των δεδομένων εκπαίδευσης ανάλογα με τα χαρακτηριστικά ερμηνείας τους, και έπειτα ταξινόμηση ή πρόβλεψη με τις νέες τιμές των χαρακτηριστικών αυτών.

#### Μοντέλα Συνδυασμού Μεθόδων

Τέλος αξίζει να σημειωθεί ότι συχνό φαινόμενο είναι ο συνδυασμός δύο ή και παραπάνω από τις παραπάνω μεθόδους για την δημιουργία ενός υβριδικού μοντέλου. Η κατηγοριοποίηση τέτοιων μεθόδων κρίνεται ως μη-τετριμμένη και για αυτό δεν αναλύεται περεταίρω.

Τα παραπάνω μπορούν να παρουσιαστούν συνοπτικά στον πίνακα που ακολουθεί.



Σχήμα 2.3-3. Συνοπτική Αναπαράσταση των μεθόδων πρόβλεψης της ΟΤΣ

## 2.4 Αντικείμενο Παρούσας Διπλωματικής

Η σημασία πρόβλεψης της Οριακής Τιμής Συστήματος είναι κομβική στην παρούσα ανταγωνιστική αγορά ενέργειας. Οι κινήσεις όλων των φορέων και των συμμετεχόντων σε αυτή, στοχεύουν και στον ακριβέστερο προσδιορισμό της ΟΤΣ που θα δίνει το πλεονέκτημα στον εκάστοτε παράγοντα. Ιδιαίτερα με την ανάπτυξη των χρηματιστηριακών ενεργειακών αγορών ένα τέτοιο μέγεθος αποτελεί κάρδιο για τον προσδιορισμό της επιτυχημένης ή αποτυχημένης λειτουργίας ενός σχετικού οργανισμού.

Ταυτόχρονα όμως η περίπλοκη φύση του μεγέθους σε συνδυασμό με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του, που το ξεχωρίζουν από άλλα αγαθά (commodities), δυσχεραίνουν σε μεγάλο βαθμό την πρόβλεψη του. Βιβλιογραφικά, έχει χρησιμοποιηθεί μια τεράστια γκάμα μεθόδων, χωρίς όμως να υπάρχει σύγκλιση απόψεων για την βέλτιστη προσέγγιση, παρότι υπάρχει μια τάση για επιλογή συγκεκριμένων μεθόδων ανάλογα με τον σκοπό.

Παράλληλα, παρατηρήθηκε κατά την βιβλιογραφική ανασκόπηση λιτότητα στην συγκριτική μελέτη μεθόδων για την ελληνική αγορά. Ενώ υπάρχουν παραδείγματα ερευνητών που έχουν επιχειρήσει να προτείνουν την βέλτιστη μεθοδολογία για αγορές χωρών όπως οι ΗΠΑ ή η Ισπανία, το επίπεδο έρευνας δεν είναι το ίδιο για την ελληνική αγορά.

Στα πλαίσια λοιπόν της παραπάνω κατάστασης, η παρούσα διπλωματική αποτελεί μια μελέτη σύγκρισης προβλεπτικών μεθόδων πάνω στην Οριακή Τιμή Συστήματος της ελληνικής αγοράς ενέργειας. Οι μέθοδοι που επιλέχθηκαν ανήκουν κυρίως στην κατηγορία των τεχνικών υπολογιστικής ευφυΐας, καθώς ο συγγραφέας συμμαρτίζεται την γενικότερη άποψη μερίδας ερευνητών ότι οι περίπλοκες δυναμικές του μεγέθους περιγράφονται καλύτερα από τις μη γραμμικές σχέσεις των νευρωνικών δικτύων. Επιλέχθηκε έτσι ένα μοντέλο MLP, λόγω της υπολογιστικής απλότητας σε σχέση με ένα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο. Επίσης, αναζητώντας έναν εκφραστή της τάσης που εντοπίζεται στα μοντέλα τύπου SVM ή στα Markov Regime Switching για μια πρόβλεψη ταξινόμησης, όπως αναλύθηκε πιο πάνω, χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο Decision Tree Regression. Τέλος, λαμβάνοντας υπόψη παλιότερη έρευνα επί του θέματος από τον Εμμανουήλ Κ. Μουνταλά, που είχε προτείνει την εκθετική εξομάλυνση σαν βέλτιστη μέθοδο περιγραφής των διακυμάνσεων της ΟΤΣ, χρησιμοποιήθηκε και αυτό το μοντέλο χρονοσειράς. Τα παραπάνω συγκρίνονται μεταξύ τους, αλλά με την Naive μέθοδο προβλέψεων που χρησιμοποιείται σαν σημείο αναφοράς.



## Κεφάλαιο 3 : Ανάλυση Ακρίβειας Αποτελεσμάτων

### 3.1 Ορισμός Σφάλματος

Η εφαρμογή μιας μεθόδου πρόβλεψης επί της πραγματικής χρονοσειράς έχει ως αποτέλεσμα την παραγωγή μιας σειράς πρόβλεψης. Έτσι υπολογίζονται οι τιμές προβλέψεων  $F_1$  έως  $F_{n+h}$  από τις διαθέσιμες πραγματικές τιμές  $Y_1$  έως  $Y_n$ , όπου  $h$  είναι ο επιθυμητός ορίζοντας πρόβλεψης. Το σύνολο επομένως των τιμών πρόβλεψης αποτελείται επομένως από δύο μέρη. Οι πρώτες  $n$  παρατηρήσεις αυτού, όπου υπάρχουν διαθέσιμα και τα αντίστοιχα πραγματικά δεδομένα, ονομάζονται προσαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης (forecast model fitting), ενώ οι υπόλοιπες αποτελούν τις μελλοντικές προβλέψεις.

Απαραίτητη προϋπόθεση για την παραγωγή όσο το δυνατόν ακριβέστερων προβλέψεων, είναι η κατανόηση και ανάλυση των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών κάθε χρονοσειράς, αλλά και η επιλογή των κατάλληλων μέτρων σύγκρισης, προκειμένου να αποφανθούμε για το κατά πόσο η πρόβλεψη που παράχθηκε είναι αποδεκτή. Βασικό εργαλείο για αυτό το σκοπό είναι τα διάφορα σφάλματα τα οποία και θα εξεταστούν στο συγκεκριμένο κεφάλαιο.

Ως σφάλμα ορίζεται η διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της προβλεπόμενης τιμής για μία περίοδο  $t$ . Η μαθηματική διατύπωση του παραπάνω ορισμού είναι η ακόλουθη:

$$e_t = Y_t - F_t$$

όπου:

- $t$  είναι η εξεταζόμενη περίοδος
- $e_t$  είναι το σφάλμα
- $Y_t$  είναι η πραγματική τιμή του μεγέθους
- $F_t$  είναι η πρόβλεψη της τιμής του μεγέθους

Είναι προφανές πως, προτού γίνουν διαθέσιμες οι πραγματικές τιμές  $Y_{n+1}$  έως  $Y_{n+h}$ , η τιμή του σφάλματος μπορεί να υπολογιστεί μόνο για τις  $n$  προηγούμενες τιμές. Όταν όμως παρέλθει κατάλληλο χρονικό διάστημα και τα δεδομένα γίνουν διαθέσιμα, μπορούμε να υπολογίσουμε τόσο το σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης (in-sample error) όσο και το πραγματικό σφάλμα (out-of-sample).

Εν γένει οι στατιστικοί δείκτες που αναλύονται σε αυτό το κεφάλαιο είναι εκφρασμένοι ώστε να αναφέρονται στο σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης, αλλά με κατάλληλες αλλαγές στις περιόδους που συμμετέχουν στον υπολογισμό τους, μπορούν να αναφερθούν και πέραν της περιόδου  $n$ , εάν τα πραγματικά δεδομένα είναι διαθέσιμα, ανταποκρινόμενοι στο ειδικό καθεστώς της εκάστοτε χρονοσειράς.

Παραπάνω δόθηκε ο βασικός μαθηματικός ορισμός του σφάλματος. Όμως η παραπάνω απλή σχέση δεν είναι σε θέση να κρίνει ικανοποιητικά την αποδοτικότητα των μεθόδων πρόβλεψης. Για το σκοπό αυτό, συνίσταται η χρήση πιο ολοκληρωμένων στατικών δεικτών σφάλματος, οι οποίοι και παρουσιάζονται στη συνέχεια.

## 3.2 Δείκτες Σφαλμάτων

### Μέσο Σφάλμα (Mean Error)

Το μέσο σφάλμα (Mean Error), υπολογίζεται ως ο απλός προσημασμένος μέσος όρος των σφαλμάτων και εκφράζει ένα μέτρο συστηματικότητας του σφάλματος. Όταν το μέσο σφάλμα παίρνει τιμές κοντά στο μηδέν τότε τα σφάλματα θεωρούνται τυχαία και όχι συστηματικά. Στην περίπτωση που λαμβάνει θετικές τιμές, είναι σαφής η ύπαρξη απαισιοδοξίας στις προβλέψεις, ενώ όταν παίρνει αρνητικές τιμές, οι προβλέψεις θεωρούνται αισιόδοξες.

Λόγω της σχέσης που έχει ο συγκεκριμένος δείκτης (ME) με την προκατάληψη, συχνά καλείται και bias, και δίνεται για η παρατηρήσεις από τον ακόλουθο τύπο:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)$$

### Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error)

Ο συγκεκριμένος δείκτης εκφράζει ένα μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης έναντι των πραγματικών τιμών διατηρώντας τις αρχικές μονάδες της χρονοσειράς. Μεγάλη τιμή του δείκτη σημαίνει μικρή ακρίβεια της μεθόδου πρόβλεψης που εφαρμόστηκε. Η μαθηματική διατύπωση αυτού του στατιστικού δείκτη είναι η εξής:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t|$$

### Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error)

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι ένας στατιστικός δείκτης που λειτουργεί ως μέτρο της ακρίβειας της πρόβλεψης, δίνοντας όμως περισσότερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα και λιγότερο στα μικρά. Αυτό είναι απόρροια της ύψωσης στο τετράγωνο, αφού μεγεθύνονται

εξαιρετικά κατά αυτόν τον τρόπο οι μεγάλες αποκλίσεις. Όταν η αξιολόγηση γίνεται με αυτόν τον δείκτη δίνεται μεγάλη βαρύτητα στην στενή παρακολούθηση των ακραίων τιμών, αφού αυτές είναι υπαίτιες για τα μεγάλα σφάλματα. Ο συγκεκριμένος δείκτης χρησιμοποιείται κυρίως ως κριτήριο επιλογής των κατάλληλων παραμέτρων εξομάλυνσης και υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2$$

Ένα σημαντικό μειονέκτημα του δείκτη αυτού είναι ότι οι μονάδες του δεν συμβαδίζουν με αυτές του υπό αξιολόγηση μεγέθους, αλλά είναι το τετράγωνο αυτών. Αυτό προκαλεί προβλήματα στην άμεση διαισθητική αξιολόγηση του σφάλματος.

#### Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)

Για να αρθεί το παραπάνω πρόβλημα, χρησιμοποιείται το σφάλμα RMSE. Έχει όμοιες ιδιότητες με τον προηγούμενο δείκτη, μόνο που είναι εκφρασμένος σε μονάδες της αρχικής χρονοσειράς. Ο τύπος που περιγράφει αυτό το στατιστικό δείκτη είναι ο παρακάτω:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}$$

#### Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)

Ο δείκτης του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε περιπτώσεις όπου οι πραγματικές τιμές ( $Y_t$ ) είναι σημαντικά υψηλές. Είναι εκφρασμένος επί τις εκατό και μπορεί να πάρει τιμές ίσες ή μεγαλύτερες του μηδενός. Αξίζει να αναφερθεί πως όσο μικρότερη είναι η τιμή του συγκεκριμένου δείκτη, τόσο καλύτερα αποδίδει η μέθοδος πρόβλεψης που εξετάζουμε. Η σχέση που περιγράφει το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι η εξής:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \cdot 100\%$$

Ο δείκτης του MAPE δεν είναι δυνατό να εφαρμοστεί σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης (χρονοσειρές με μεγάλο πλήθος μηδενικών), διότι καταλήγει σε απροσδιοριστία.

Επίσης σε ορισμένες εφαρμογές είναι αναγκαίος ο υπολογισμός των σφαλμάτων πρόβλεψης σε ποσοστιαία μορφή. Αυτό συμβαίνει για παράδειγμα σε περιπτώσεις που πρέπει να συγκριθεί η απόδοση της προβλεπτικής μεθόδου μεταξύ διαφορετικών χρονοσειρών που δεν είναι εκφρασμένες σε κοινές μονάδες.

#### Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)

Πρόκειται ουσιαστικά για μία παραλλαγή του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος και υπολογίζεται σύμφωνα με τον ακόλουθο τύπο:

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{\left(\frac{Y_t + F_t}{2}\right)} \right| \cdot 100\%$$

Παρόλα αυτά, πρέπει να σημειωθεί ότι το Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα δεν μεταχειρίζεται κατά τον ίδιο τρόπο αισιόδοξες και απαισιόδοξες προβλέψεις. Από την μαθηματική περιγραφή του φαίνεται ότι για ίδια απόκλιση πραγματικής τιμής και πρόβλεψης, εάν η πρόβλεψη είναι υψηλότερη της πραγματικότητας το σφάλμα είναι μικρότερο συγκρινόμενο με αυτό της αντίθετης περίπτωσης (ο παρονομαστής είναι μεγαλύτερος).

#### Σχετικά Μέτρα Σφάλματος (Relative Measures)

Σε πολλές περιπτώσεις εφαρμόζουμε περισσότερες από μια μεθόδους πρόβλεψης σε μια χρονοσειρά και υπολογίζοντας για όλες τις μεθόδους κάποιον από τους παραπάνω δείκτες σφάλματος, αποφασίζουμε για την καταλληλότητα της κάθε μεθόδου. Η σύγκριση γίνεται σε σχέση με κάποια βασική μέθοδο (benchmark). Έτσι, ορίζεται το σχετικό σφάλμα ως εξής:

$$Relative\ Error = \frac{Method\ Error}{Benchmark\ Error}$$

όπου:

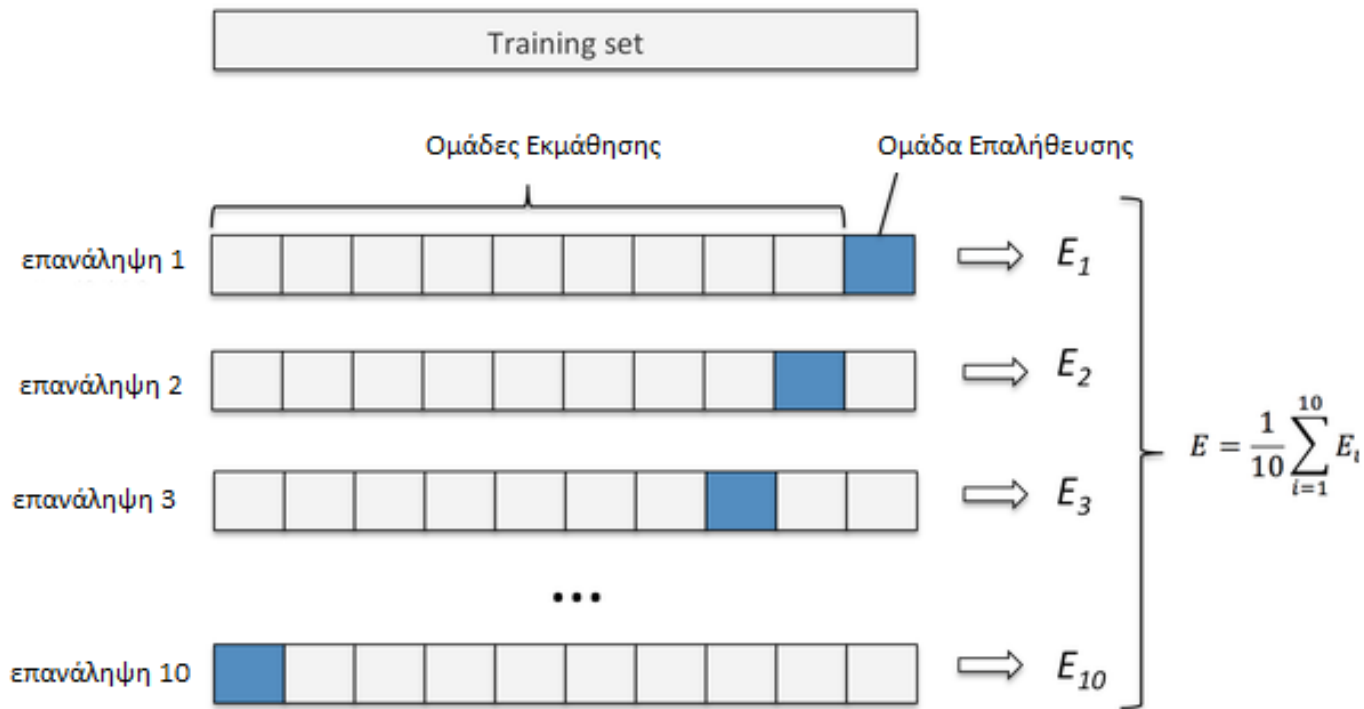
- Method Error είναι κάποιος από τους προηγούμενους δείκτες με εφαρμογή στην μέθοδο επιλογής
- Benchmark Error είναι ο ίδιος δείκτης σφάλματος με εφαρμογή στην βασική μέθοδο σύγκρισης.

Η χρήση κάποιου από τους παραπάνω δείκτες ενέχει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα, ως προς την ποιότητα αξιολόγησης των διάφορων μεθόδων. Η επιλογή του ενός έναντι του άλλου μπορεί να επηρεάσει την τελική κατάταξη ως προς την καταλληλότητα των υπό εξέταση μεθόδων.

### 3.3 Χρήση Σφαλμάτων για την Επαλήθευση Μοντέλων

Οι περισσότεροι ερευνητές συγκλίνουν στην τελική αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιώντας το πραγματικό σφάλμα (out-of-sample) και όχι το σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης (in-sample). Το σφάλμα του μοντέλου συχνά υποτιμά το προβλεπτικό σφάλμα, καθώς οι παράμετροι του μοντέλου ρυθμίζονται με άξονα την ελαχιστοποίηση του. Συχνά μάλιστα σε ορισμένες τεχνικές, παρατηρείται υπερπροσαρμογή του μοντέλου στα διαθέσιμα δεδομένα, με αποτέλεσμα να εξηγούνται μεν καλά τα διαθέσιμα δεδομένα, σε βάρος όμως της προβλεπτικής ακρίβειας.

Η απάντηση στο παραπάνω πρόβλημα δίνεται μέσω της διαδικασίας της επαλήθευσης (validation). Η καλύτερη πολιτική για την υλοποίηση της επαλήθευσης είναι η χρήση πολλαπλών διαστημάτων για εξαγωγή συμπερασμάτων. Έτσι, τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την επιλογή βέλτιστων παραμέτρων του μοντέλου (training data) χωρίζονται σε  $k$  επιμέρους ομάδες (folds), από τις οποίες κάθε φορά χρησιμοποιούνται οι  $k-1$  για την εκπαίδευση του μοντέλου και 1 για την αξιολόγηση του. Η αξιολόγηση γίνεται χρησιμοποιώντας τον επιθυμητό στατιστικό δείκτη σφάλματος όπως έχει περιγραφεί στην προηγούμενη ενότητα 3.2 και λαμβάνοντας υπ' όψιν τις ιδιαιτερότητες της χρονοσειράς σε ό,τι αφορά στην διαθεσιμότητα νέων δεδομένων (βλ. 3.1). Έχοντας κρατήσει τα επιμέρους σφάλματα του μοντέλου για κάθε μία από τις  $k$  ομάδες, η τελική αξιολόγηση του προκύπτει από τον μέσο όρο των σφαλμάτων αυτών.



Σχήμα 3.3-1. Παράδειγμα επαλήθευσης για  $k=10$  ομάδες

Η παραπάνω μέθοδος είναι ευρέως διαδεδομένη σε προβλήματα κατηγοριοποίησης. Ιδιαίτερα όμως σε περιπτώσεις χρονοσειρών ή άλλων διατεταγμένων δεδομένων, η χρήση της δεν είναι ενδεδειγμένη, αφού κατά την επιστημονική ορολογία επιφέρει «απώλεια μνήμης». Αφαιρώντας, δηλαδή, την ομάδα που βρίσκεται στην θέση  $i$ , χάνεται παρελθόντα πληροφορία που ενδεχομένως επηρεάζει την ομάδα της θέσης  $i+1$ . Στις περιπτώσεις αυτές υιοθετείται η πολιτική χρήσης αλυσιδωτών ομάδων για την επιμέρους αξιολόγηση και ο μέσος όρος τους για την συνολική. Οι ομάδες εκμάθησης δεν πρέπει σε καμία περίπτωση να περιέχουν πληροφορία που συμβαίνει μετά την ομάδα αξιολόγησης.

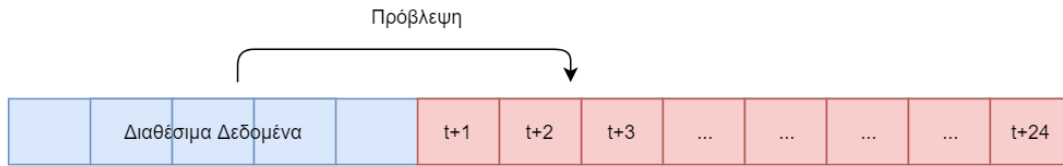


Σχήμα 3.3-2. Παράδειγμα Μεθόδου Επαλήθευσης για Χρονοσειρές για  $k$  ομάδες

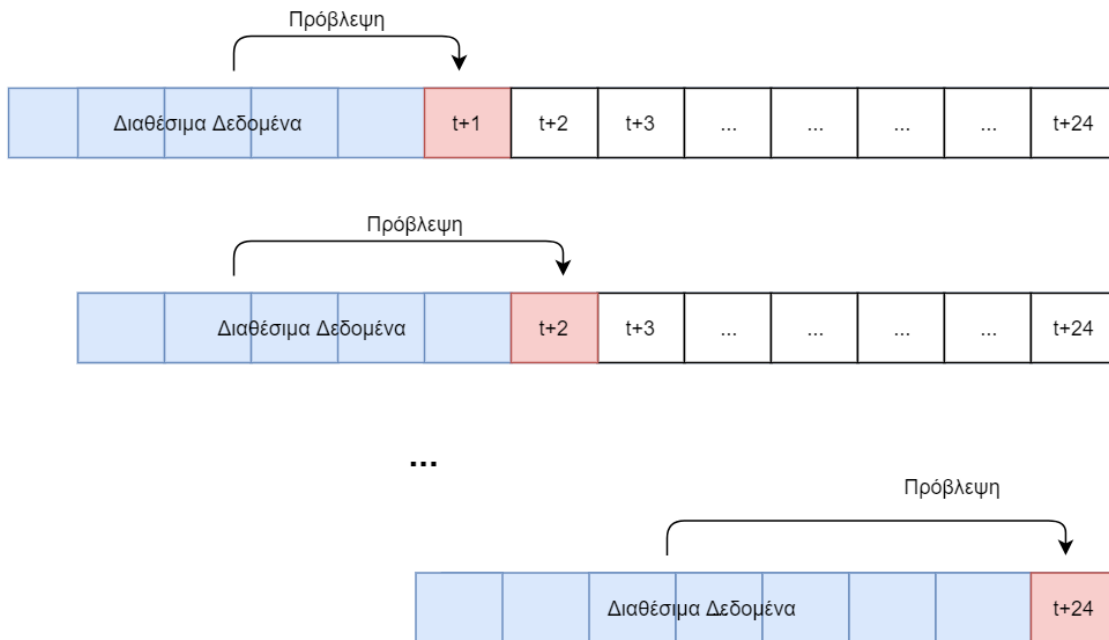
### 3.4 Υπολογισμός Σφαλμάτων Βάσει Διαθεσιμότητας Δεδομένων

Ο υπολογισμός σφαλμάτων βρίσκεται σε άμεση εξάρτηση με τον τρόπο που τα δεδομένα της χρονοσειράς γίνονται γνωστά. Συγκεκριμένα στα πλαίσια της πρόβλεψης της ΟΤΣ, προκύπτει από το Κεφάλαιο 1, ότι περιοδικότητα της διαθεσιμότητας των νέων δεδομένων είναι 24 χρονικές περίοδοι. Οι πραγματικές ΟΤΣ γνωστοποιούνται σε ομάδες 24άρων τιμών, κάθε 24 ώρες, περιπλέκοντας ελαφρώς τον υπολογισμό των πραγματικών σφαλμάτων.

Καλούμαστε επομένως, είτε να δώσουμε σαν πρόβλεψη ένα διάνυσμα ( $n \times 1$ ) για τις τιμές της επόμενης μέρας (direct method ή fixed origin), είτε απλά μία τιμή η οποία θα χρησιμοποιείται κάθε φορά για την πρόβλεψη της επόμενης τιμής, σε ορίζοντα  $n$  (iterative method ή rolling origin). Φυσικά κατά τον δεύτερο τρόπο, η πρόβλεψη γίνεται σε  $n$  βήματα και ο υπολογισμός του προβλεπτικού σφάλματος γίνεται σε κάθε βήμα, σε αντίθεση με την άμεση μέθοδο που το σφάλμα υπολογίζεται επί της ομάδας των  $n$  τιμών κάθε φορά. Για την συγκεκριμένη περίπτωση μελέτης της ΟΤΣ τα παραπάνω υλοποιούνται σχηματικά ως εξής:



Σχήμα 3.4-1. Εφαρμογή άμεσης μεθόδου πρόβλεψης (*direct method ή fixed origin*)



Σχήμα 3.4-2. Εφαρμογή της επαναληπτικής μεθόδου πρόβλεψης (*iterative method ή rolling origin*)



## Κεφάλαιο 4 : Μέθοδοι Πρόβλεψης

Στα πλαίσια της διπλωματικής αυτής, θα επικεντρωθούμε στη χρήση των μεθόδων υπολογιστικής ευφυίας και χρονοσειρών για την παραγωγή βραχυπρόθεσμων προβλέψεων της ΟΤΣ. Συγκεκριμένα επιλέχθηκαν τα μοντέλα Πολυεπίεδου Perceptron (MLP) και Δέντρων Αποφάσεων (Decision Tree) από την πρώτη κατηγορία και το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης από την δεύτερη. Ως μέθοδος αναφοράς (benchmark) χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Naive.

### 4.1 Μέθοδος Αναφοράς Naive

Πρόκειται για την απλούστερη στατιστική μέθοδο, η οποία χρησιμοποιείται πολύ συχνά από τους ερευνητές ως μέθοδος αναφοράς (benchmark), κάτι το οποίο θα εφαρμόσουμε κι εμείς σε αυτή τη διπλωματική.

Η πρόβλεψη που προκύπτει από τη μέθοδο Naive για μια χρονική στιγμή  $t$  είναι ίση με την πραγματική παρατήρηση της ακριβώς προηγούμενης χρονικής περιόδου ( $t-1$ ).

$$F_t = Y_{t-1}$$

Στην περίπτωση που θέλουμε να παράγουμε περισσότερες από μία σημειακές προβλέψεις (ορίζοντας  $m > 1$ ), η πρόβλεψη για κάθε χρονική στιγμή στο μέλλον ισούται με την τελευταία διαθέσιμη ιστορική παρατήρηση και η αντίστοιχη εξίσωση που περιγράφει τη μέθοδο είναι:

$$F_{t+m} = Y_{t-1}$$

Στο πλαίσιο της συγκεκριμένης διπλωματικής, λόγω της ιδιαιτερότητας του υπό πρόβλεψη μεγέθους και συγκεκριμένα της βιβλιογραφικά καταγεγραμμένης εποχικότητάς του σε επίπεδο ημέρας (24 παρατηρήσεις), εισάγεται σαν δεύτερο benchmark μια τροποποίηση της μεθόδου Naive. Κατά την τροποποίηση αυτή, η πρόβλεψη των 24 τιμών μιας μέρας είναι η προέκταση των 24 τιμών της προηγούμενης, με την αντιστοίχιση να γίνεται μια προς μια. Έτσι, ορίζοντας τον συνολικό επιθυμητό ορίζοντα πρόβλεψης  $h = 24$  έχουμε για κάθε  $m < h$  :

$$F_{t+m} = Y_{t-24+m}$$

## 4.2 Μέθοδοι Υπολογιστικής Ευφυΐας

Τα μοντέλα που ανήκουν σε αυτήν την κατηγορία έπονται χρονικά των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης. Αντλούν την έμπνευσή τους από τους μηχανισμούς με τους οποίους ο άνθρωπος προσλαμβάνει την πραγματικότητα. Ο κλάδος της υπολογιστικής ευφυΐας συμπεριλαμβάνει πολλές οικογένειες μοντέλων, όμως στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής θα επικεντρωθούμε σε δύο, Πολυεπίπεδο Perceptron και Δέντρα Αποφάσεων.

### Πολυεπίπεδο Perceptron (Multi-layer Perceptron)

Το μοντέλο αυτό αποτελεί ειδική εφαρμογή των μοντέλων τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν ιδιαίτερα κατά τη δεκαετία του 80 και βρίσκουν σήμερα εφαρμογή σε πάρα πολλά προβλήματα, ανάμεσα στα οποία και η πρόβλεψη χρονοσειρών.

Τα βασικά τους πλεονεκτήματα στην πρόβλεψη του φορτίου έναντι των κλασικών στατιστικών τεχνικών που αναφέραμε παραπάνω είναι ότι μπορούν να αναγνωρίσουν μη γραμμικές διαχωριστικές επιφάνειες ανάμεσα στις εισόδους και μπορούν ακόμα να λειτουργήσουν ικανοποιητικά με μη πλήρη δεδομένα. Επιπλέον τα νευρωνικά δίκτυα δεν προγραμματίζονται αλλά μαθαίνουν. Έτσι δε χρειάζεται να έχουμε κατανοήσει πλήρως ένα πρόβλημα για να το επιλύσουμε μέσω των νευρωνικών δικτύων. Βέβαια πρέπει να σημειώσουμε ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν μπορούν να δώσουν απάντηση στο πως έφτασαν σε ένα αποτέλεσμα, δεν είναι δηλαδή κατάλληλα για εξαγωγή συμπερασμάτων (extrapolation), αλλά μόνο για παρεμβολή (interpolation).

Το πολυεπίπεδο perceptron χαρακτηρίζεται ως ένα δίκτυο με επίβλεψη (supervised learning) και ειδικότερα εμπρόσθιας τροφοδότησης. Ένα νευρωνικό κατατάσσεται σαν δίκτυο με επίβλεψη όταν τροφοδοτείται με παραδείγματα εισόδων και τις αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους. Κατά τη διαδικασία της μάθησης τα βάρη που συνδέουν τους νευρώνες προσαρμόζονται έτσι ώστε η διαφορά ανάμεσα στην έξοδο του δικτύου και την επιθυμητή έξοδό του να ελαχιστοποιείται. Τα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης είναι υποκατηγορία της μάθησης με επίβλεψη κατά την οποία τα δεδομένα εισόδου τροφοδοτούνται στο δίκτυο από τους νευρώνες εισόδου και μεταφέρονται προς τα επόμενα στρώματα του δικτύου. Στο τελευταίο στρώμα του δικτύου παράγεται η έξοδός του. Έτσι έχουμε μια απεικόνιση των εισόδων στις εξόδους. Η απεικόνιση αυτή γίνεται μέσω κάποιων παραμέτρων που δεν είναι άλλες από τα βάρη που συνδέουν τους νευρώνες μεταξύ τους.

Το πολυεπίπεδο perceptron είναι ένα από τα δημοφιλέστερα νευρωνικά δίκτυα, αφού χρησιμοποιείται πολύ συχνά και αναφέρεται σε πάρα πολλές δημοσιεύσεις. Η βασική συστατική του μονάδα είναι το perceptron. Το perceptron είναι μια υπολογιστική μονάδα η οποία παίρνει το γραμμικό συνδυασμό των εισόδων της και μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function) παράγει την έξοδό της. Η έξοδος επομένως ενός perceptron θα δίδεται από την παρακάτω μαθηματική σχέση:

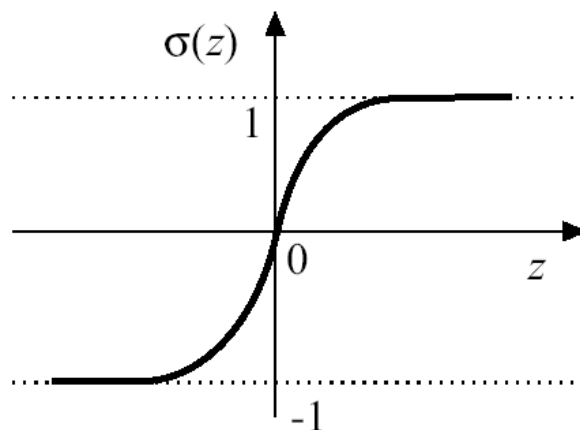
$$o = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - b\right)$$

όπου:

- $o$  η έξοδος
- $x_i$  οι είσοδοι
- $w_i$  τα βάρη των νευρώνων
- $b$  ο συντελεστής πόλωσης
- $f$  η συνάρτηση ενεργοποίησης.

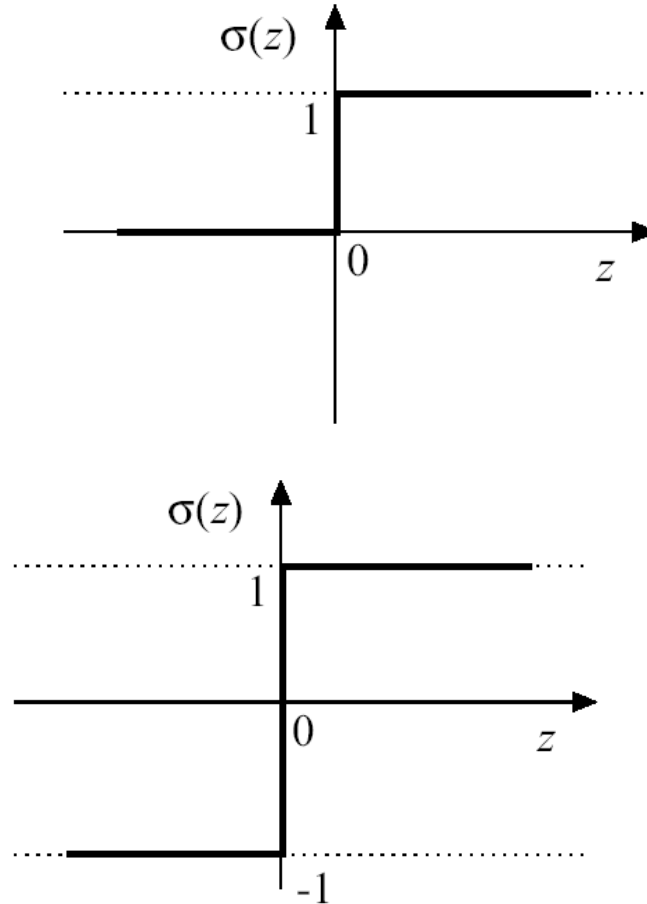
Η μορφή της συνάρτησης ενεργοποίησης παίζει σημαντικό ρόλο και πρέπει να επιλεγεί κατάλληλα ανάλογα με το πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε κάθε φορά. Υπάρχουν διάφορες μορφές που συνήθως παίρνει η συνάρτηση ενεργοποίησης όπως γραμμική, βηματική, λογαριθμική, υπερβολική εφαπτομένη.

Από τις πλέον συνηθισμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη. Η συνάρτηση ενδείκνυται για χρονοσειρές στις οποίες δεν παρατηρούνται μεγάλες αρνητικές ή θετικές ακραίες τιμές ή τάση. Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η μορφή της.



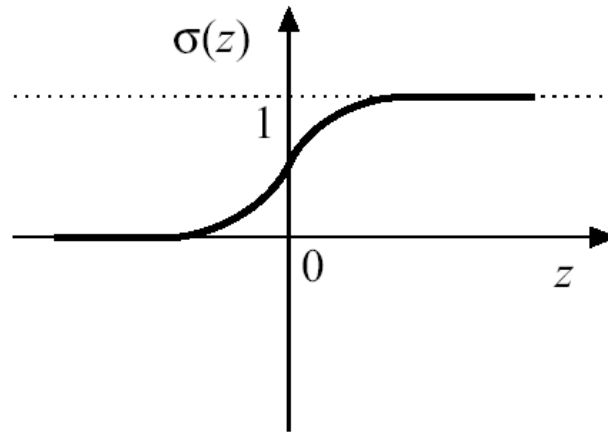
Σχήμα 4.2-1. Συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολική εφαπτομένη ( $\tanh$ )

Σε περιπτώσεις που επιθυμούμε να κάνουμε διαχωρισμό των δεδομένων εισόδου ενδείκνυται να χρησιμοποιήσουμε τη βηματική συνάρτηση η οποία μπορεί να πάρει δύο μορφές. Η μία είναι η μη συμμετρική και η δίνει τιμές 0 ή 1 και η άλλη είναι συμμετρική και δίνει τιμές από το  $-1$  στο  $+1$ . στο παρακάτω διάγραμμα φαίνονται και οι δύο αυτές συναρτήσεις:



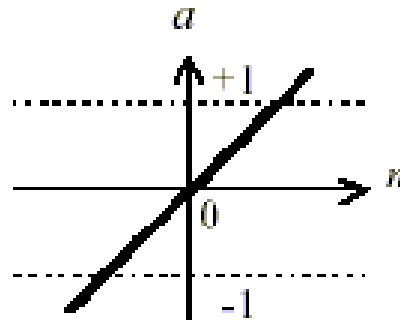
Σχήμα 4.2-2. Συνάρτηση ενεργοποίησης βηματική συνάρτηση

Η λογαριθμική συνάρτηση μοιάζει στη μορφή της με την συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης με τη διαφορά ότι η λογαριθμική συνάρτηση δίνει τιμές από το 0 έως το 1, ενώ η υπερβολική εφαπτομένη από το  $-1$  έως το 1. Στο παρακάτω διάγραμμα βλέπουμε τη μορφή της λογαριθμικής συνάρτησης



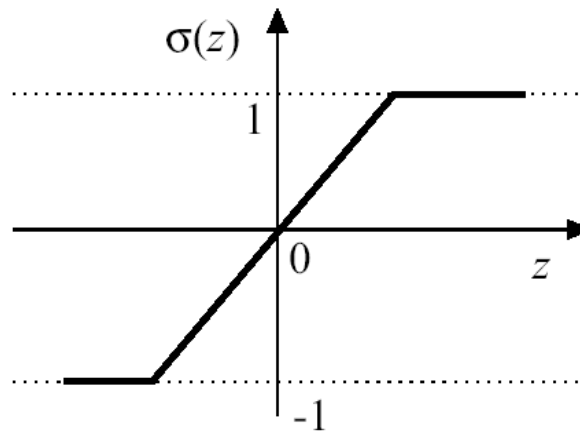
Σχήμα 4.2-3. Συνάρτηση ενεργοποίησης λογαριθμική

Μια άλλη εναλλακτική μορφή συνάρτησης ενεργοποίησης είναι η γραμμική. Η συνάρτηση αυτή αποτυπώνει καλύτερα χρονοσειρές που περιέχουν τάση. Έχει την παρακάτω μορφή:



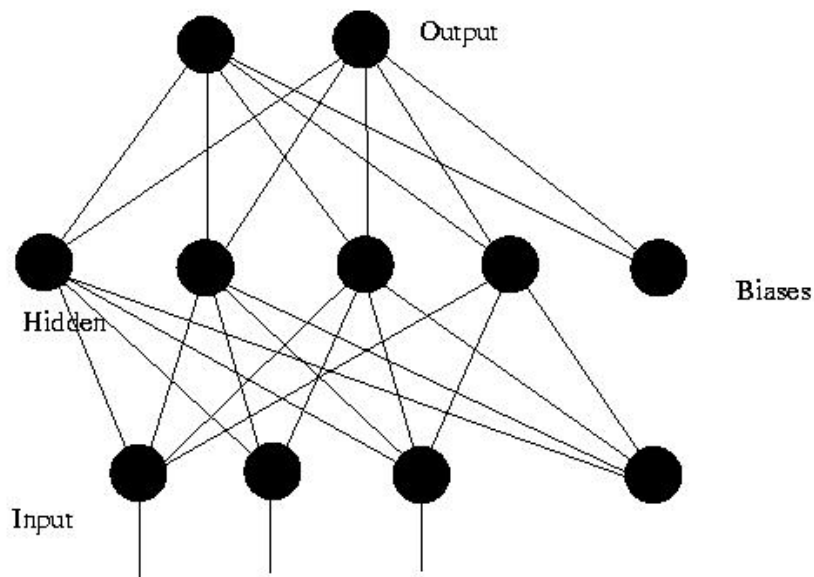
Σχήμα 4.2-4. Συνάρτηση ενεργοποίησης γραμμική

Μια παραλλαγή της γραμμικής συνάρτησης είναι η αποκομμένη γραμμική συνάρτηση που φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα:



Σχήμα 4.2-5. Συνάρτηση ενεργοποίησης αποκομμένη γραμμική

Είδαμε από το Κεφάλαιο 2 ότι ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης έχει την παρακάτω μορφή:



Σχήμα 4.2-6. Αναπαράσταση νευρωνικού δικτύου εμπρόσθιας διάδοσης

Παρατηρούμε ότι αποτελείται από στρώματα νευρώνων. Κάθε νευρώνας σε ένα συγκεκριμένο στρώμα ενώνεται μέσω συνάψεων με όλους τους νευρώνες του αμέσως επόμενου στρώματος. Δεν υπάρχουν αναδράσεις στο πολυεπίπεδο perceptron όπως γενικότερα δεν υπάρχουν αναδράσεις στα feedforward δίκτυα. Το πολυεπίπεδο perceptron, που θα χρησιμοποιηθεί στην παρούσα εφαρμογή αποτελείται από τρία στρώματα: το επίπεδο εισόδου, το κρυφό στρώμα και το επίπεδο εξόδου.

Η είσοδος του δικτύου τροφοδοτείται με ένα διάνυσμα  $N$  διατάσεων, ενώ η έξοδος του δίνει ένα διάνυσμα  $M$  διαστάσεων. Έτσι το δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι μια συνάρτηση από τον χώρο των  $N$ -διαστάσεων στο χώρο των  $M$ -διαστάσεων. Αυτή η συνάρτηση μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$y = f(x, W) = \sigma(W_n \sigma(W_{n-1} \sigma(\dots \sigma(W_1 x) \dots)))$$

όπου:

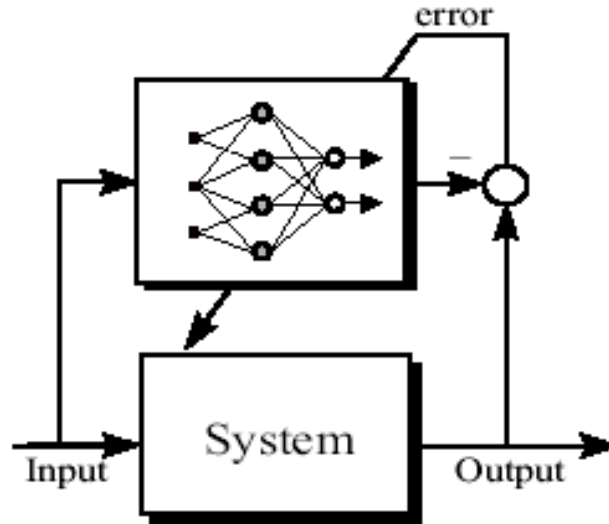
- $y$  είναι το διάνυσμα εξόδου
- $x$  είναι το διάνυσμα εισόδου
- $W_i$  είναι ένας πίνακας που περιέχει τα βάρη των νευρώνων του  $i$ -στου κρυμμένου στρώματος

Τα παραπάνω περιγράφουν δομικά ένα νευρωνικό δίκτυο. Στην συνέχεια θα αναλυθεί η διαδικασία μάθησης ενός πολυεπίπεδου perceptron. Η ιδέα είναι να τροφοδοτηθεί το δίκτυο με μια σειρά από σήματα εισόδων και τις αντίστοιχες εξόδους που θέλουμε να προκύπτουν ως αποτέλεσμα αυτών των εισόδων. Όπως είδαμε παραπάνω τα βάρη που συνδέουν τους νευρώνες προσαρμόζονται κατά τη διαδικασία της μάθησης έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα ανάμεσα στην πραγματική έξοδο του δικτύου και την αντίστοιχη επιθυμητή.

Κατά τη μάθηση τροφοδοτούμε συνεχώς το δίκτυο με το πρότυπο εισόδων-εξόδων. Κάθε πλήρης προβολή του συνόλου εκπαίδευσης καλείται εποχή (epoch). Η εκπαίδευση του δικτύου γίνεται μέσα από διαδοχικές εποχές μέχρι να σταθεροποιηθούν τα βάρη και να συγκλίνει το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων.

Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι με τους οποίους επιτυγχάνουμε την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου. Ο δημοφιλέστερος από αυτούς είναι ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation algorithm). Ο αλγόριθμος αυτός είναι μια γενίκευση της μεθόδου μάθησης των Widrow-Hoff για δίκτυα πολλαπλών επιπέδων και μη γραμμικές διαφορίσιμες συναρτήσεις μεταφοράς. Τα διανύσματα εξόδου χρησιμοποιούνται για να

εκπαιδεύσουν το δίκτυο μέχρι να μπορέσει αυτό να προσεγγίσει μια συνάρτηση ή να ταξινομήσει τις εισόδους.



Σχήμα 4.2-7. Σχηματική αποτύπωση της διαδικασίας της μάθησης (block diagram)

Ο τυπικός αλγόριθμος backpropagation είναι μια μέθοδος πτώσης κλίσης (gradient descent) κατά την οποία τα βάρη του δικτύου μετακινούνται προς την αρνητική μεριά της κλίσης. Υπάρχουν διάφορες τροποποιήσεις του αλγορίθμου, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να καλύψουν τις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος. Κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιούμε για την πρόβλεψη φορτίου δεν έχουμε εφαρμόσει τον τυπικό αλγόριθμο backpropagation αλλά μια παραλλαγή αυτού που ονομάζεται LBFGS (Limited Memory Broyden – Fletcher – Goldfarb – Shanno algorithm) στην οποία αναφερόμαστε αναλυτικά παρακάτω.

Ας εξετάσουμε όμως πρώτα την τυπική μορφή που έχει ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης του σφάλματος. Η απλούστερη εφαρμογή του αλγορίθμου backpropagation ανανεώνει τις τιμές των βαρών και των πολώσεων του δικτύου προς την κατεύθυνση εκείνη που μειώνεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στις πραγματικές εξόδους του δικτύου και στις εξόδους - στόχους, πιο γρήγορα. Μια επανάληψη του αλγορίθμου αυτού έχει την παρακάτω μορφή.

$$\Delta w_{pl,qk}(n+1) = l_r \cdot \delta_{qk} \cdot OUT_{pj} + m \Delta w_{pl,qk}(n)$$

$$w_{pl,qk}(n+1) = w_{pl,qk}(n) + \Delta w_{pl,qk}(n+1)$$



όπου:

- $n$ : ο αύξων αριθμός ανακύκλωσης της διαδικασίας εκπαίδευσης
- $w_{pj,qk}(n)$ : η τιμή του βάρους που συνδέει το νευρώνα  $p$  του στρώματος  $j$  με το νευρώνα  $q$  του στρώματος  $k$  κατά τη διάρκεια της ανακύκλωσης  $n$
- $\Delta w_{pj,qk}(n)$ : η μεταβολή του βάρους  $w_{pj,qk}$  κατά τη διάρκεια της ανακύκλωσης  $n$
- $\delta_{qk}$ : ο συντελεστής μεταβολής του νευρώνα  $q$  του στρώματος  $k$
- $OUT_{pj}$ : Η έξοδος του νευρώνα  $p$  του στρώματος  $j$
- $I_r$ : ο ρυθμός μάθησης
- $m$ : ο συντελεστής ορμής

Ο τρόπος υπολογισμού του  $\delta$  εξαρτάται από τη θέση του νευρώνα στο δίκτυο. Αν είναι νευρώνας εξόδου τότε το  $\delta$  υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση:

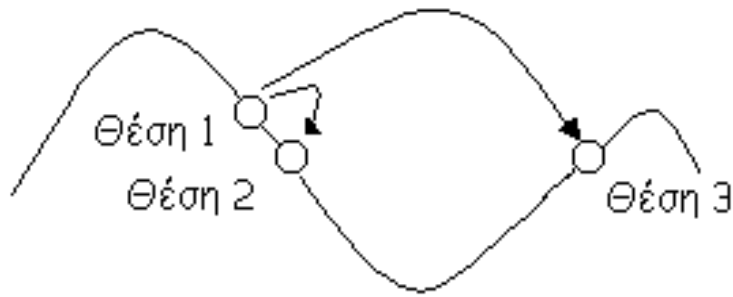
$$\delta_{qk} = OUT_{qk} \cdot (1 - OUT_{qk}) \cdot (OUT_{desired\_qk} - OUT_{qk}) \quad (3.4)$$

Για τους υπόλοιπους νευρώνες χρησιμοποιείται η εξής σχέση:

$$\delta_{pj} = OUT_{pj} \cdot (1 - OUT_{pj}) \sum_q \delta_{qk} \cdot w_{pj,qk} \quad (3.5)$$

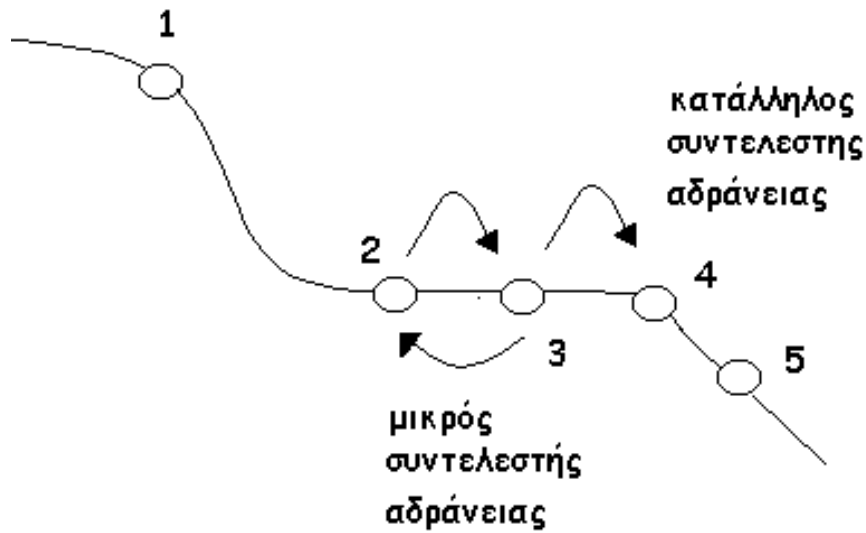
Ο ρυθμός μάθησης είναι μια παράμετρος που ελέγχει το ρυθμό με τον οποίο τα υπολογιζόμενα σφάλματα αλλάζουν τα βάρη του δικτύου. Η επιλογή της παραμέτρου αυτής είναι πολύ σημαντική. Αυτό γιατί ένας μεγάλος ρυθμός μάθησης εξασφαλίζει από τη μια ταχύτητα στη σύγκλιση, όμως υπάρχει από την άλλη ο κίνδυνος να υπερπηδηθεί η θέση ελαχίστου της αντικειμενικής συνάρτησης.

Για παράδειγμα στο παρακάτω σχήμα, με ένα μικρό συντελεστή μάθησης μεταβαίνουμε από τη θέση 1 στη θέση 2, οδεύοντας προς τη θέση ελαχίστου. Αντίθετα με ένα μεγάλο ρυθμό μάθησης μεταβαίνουμε από τη θέση 1 στη θέση 3, υπερπηδώντας τη θέση ελαχίστου.



Σχήμα 4.2-8. Διαδικασία μετακίνησης προς το ελάχιστο RMSE

Ο συντελεστής ορμής παίρνει τιμές συνήθως από 0.01 έως 1.0. Ο ρόλος του είναι να επιτρέπει την αξιοποίηση πληροφορίας από προηγούμενες τιμές σφάλματος και να εμποδίζει τον εγκλωβισμό σε τοπικό ελάχιστο. Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε πως ένας μικρός συντελεστής ορμής μπορεί να οδηγήσει σε εγκλωβισμό του δικτύου σε θέση τοπικού ελαχίστου.



Σχήμα 4.2-9. Κίνδυνος εγκλωβισμού σε τοπικό ελάχιστο RMSE

Υπάρχουν δύο διαφορετικοί τρόποι με τους οποίους μπορούμε να εφαρμόσουμε αυτόν τον αλγόριθμο. Είτε σταδιακά (incremental mode) είτε συνολικά (batch mode).

**Incremental mode:** Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο η κλίση υπολογίζεται και τα βάρη ανανεώνονται με την εφαρμογή κάθε εισόδου.

**Batch mode:** Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο πρώτα εφαρμόζεται ένας αριθμός εισόδων, που καθορίζεται από το batch size, στο δίκτυο και στη συνέχεια ανανεώνονται οι τιμές των βαρών και των πολώσεων

Ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος, παρά το γεγονός ότι μπορεί να εφαρμοσθεί με επιτυχία για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου, ωστόσο παρουσιάζει και κάποια μειονεκτήματα. Ένα από αυτά είναι η μεγάλη διαδικασία εκπαίδευσης, η οποία είναι χρονοβόρα, ιδιαίτερα όταν ο ρυθμός μάθησης δεν είναι κατάλληλα επιλεγμένος. Πολύ σημαντικό είναι επίσης και το πρόβλημα της παράλυσης του δικτύου. Καθώς το δίκτυο εκπαιδεύεται, τα βάρη του μπορούν να πάρουν πολύ υψηλές τιμές. Η είσοδος λοιπόν με την οποία τροφοδοτείται ένας νευρώνας θα είναι μεγάλη, και η έξοδος του εξαιτίας της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης που συνήθως χρησιμοποιείται θα είναι ή 0 ή 1. Επομένως οι προσαρμογές που θα γίνονται στα βάρη στη συνέχεια, δε θα επιφέρουν καμιά ουσιαστική βελτίωση και η εκπαίδευση θα μένει στάσιμη. Σημειώνεται ακόμη ότι ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης του σφάλματος δεν εγγυάται ότι θα συγκλίνει στο ελάχιστο της αντικειμενικής συνάρτησης. Αντίθετα σε πολλές περιπτώσεις οδηγούμαστε σε σύγκλιση σε τοπικά ελάχιστα.

Ένας τρόπος υποβοήθησης της διαδικασίας επίτευξης της σύγκλισης είναι η προεπεξεργασία των δεδομένων. Οι κύριες μέθοδοι προεπεξεργασίας που είναι ευρέως διαδεδομένοι είναι ο μετασχηματισμός (transformation) και η κανονικοποίηση (normalization) των δεδομένων. Ο μετασχηματισμός αφορά την επεξεργασία των αρχικών δεδομένων για την δημιουργία ενός άλλου τύπου εισόδου στο δίκτυο, ενώ η κανονικοποίηση είναι ένας μετασχηματισμός επί μια σειρά αρχικών δεδομένων που αποσκοπεί στην προσαρμογή τους σε μια κλίμακα. Για την απόφαση σχετικά με τον τρόπο προεπεξεργασίας των δεδομένων, απαιτείται εμπειρία πάνω στον χώρο εφαρμογής για να αναδειχθούν επιτυχώς τα υποκείμενα χαρακτηριστικά τους. Έτσι, βελτιώνονται οι δυνατότητες μάθησης και συσχέτισης εισόδων-εξόδων του νευρωνικού.

Από τις πιο απλές μεθόδους προεπεξεργασίας είναι η εύρεση των πρώτων διαφορών σε μια χρονοσειρά δεδομένων, είτε συνδυάζοντας χρονοσειρές εισόδων σε μια νέα χρονοσειρά παίρνοντας τον λόγο τους. Μειώνονται έτσι οι είσοδοι του νευρωνικού και διευκολύνεται η διαδικασία της μάθησης.

Σε άλλες περιπτώσεις, ιδιαίτερα σε χρηματοοικονομικές προβλέψεις, χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως κινητοί μέσοι όροι για την εξομάλυνση της χρονοσειράς των τιμών, μειώνοντας τον θόρυβο. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό, αφού η ύπαρξη του τελευταίου μπορεί να υποκρύψει τις υποκείμενες συσχετίσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων. Το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αναλωθεί στην προσπάθεια ερμηνείας του θορύβου, χάνοντας τον σκοπό του. Φυσικά, κατά την εξομάλυνση της χρονοσειράς συχνά χάνονται ορισμένα χαρακτηριστικά της. Αυτό είναι ένα σοβαρό τίμημα που πρέπει να ληφθεί υπ' όψιν.

Η κανονικοποίηση των δεδομένων αποτελεί βασικό βήμα της προεπεξεργασίας. Στη διαδικασία αυτή, ο στόχος είναι μια καλύτερη στατιστική κατανομή των τιμών εισόδου. Δύο από τους πιο δημοφιλείς τρόπους κανονικοποίησης των δεδομένων είναι η γραμμική κανονικοποίηση και η μετατροπή σε κανονική κατανομή.

Το σημαντικότερο χαρακτηριστικό των εισόδων του νευρωνικού είναι η κανονικοποίησή τους στο διάστημα της εισόδου των νευρώνων. Αυτό τυπικά είναι το (-1,1) ή το (0,1). Για την διαδικασία αυτή η γραμμική κατανομή απαιτεί την γνώση της ελάχιστης και μέγιστης τιμής κάθε χρονοσειράς εισόδου  $D_{min}$  και  $D_{max}$ . Εάν αντίστοιχα ορίσουμε το εύρος τιμών εισόδου των νευρώνων ( $I_{min}$ ,  $I_{max}$ ), ο μετασχηματισμός των δεδομένων θα γίνει ως εξής:

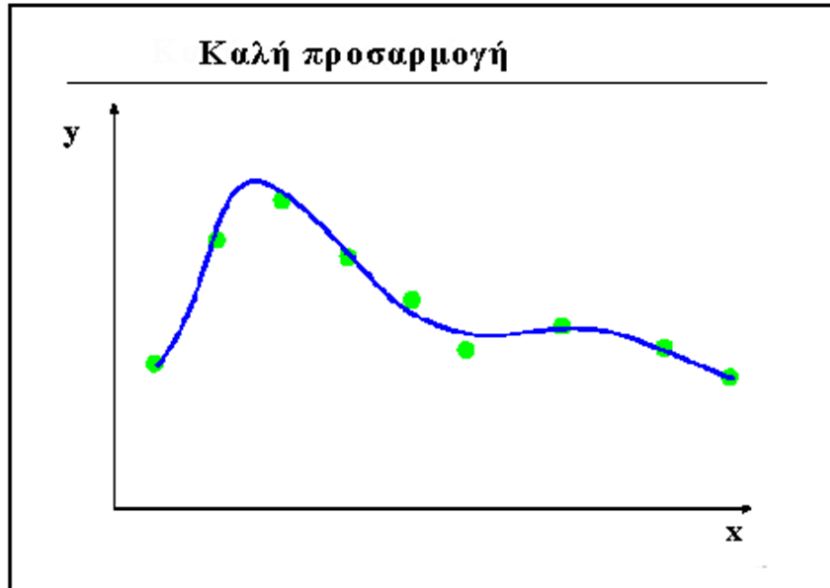
$$I = I_{min} + (I_{max} - I_{min}) \cdot \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}}$$

Σημειώνεται ότι με αυτή την μέθοδο, τα δεδομένα έχουν πλέον το επιθυμητό εύρος, όμως η κατανομή τους παραμένει όμοια με αυτή της αρχικής μορφής τους. Εάν απαιτείται η προσαρμογή αυτής σε κανονική κατανομή θα πρέπει να επιλεγεί η δεύτερη μέθοδος κανονικοποίησης. Στα πλαίσια αυτής σαν  $D_{min}$  ορίζεται η μέση τιμή των παρατηρήσεων μειωμένη κατά δύο τυπικές κατανομές. Αντίστοιχα σαν  $D_{max}$  ορίζεται η μέση τιμή των παρατηρήσεων προστιθέμενη σε δύο τυπικές κατανομές. Υπάρχει η δυνατότητα αποκοπής των παρατηρήσεων που εκτός των παραπάνω ορίων, οι οποίες είτε αγνοούνται είτε τίθενται ίσες με τα εκάστοτε όρια. Επιτυγχάνεται έτσι η μείωση των ακραίων τιμών και η καλύτερη εν γένει στατιστική συμπεριφορά της χρονοσειράς.

Σημειώνεται στο σημείο αυτό, πως παρόλο που στην διαδικασία εκπαίδευσης το νευρωνικό λειτουργεί με τα κανονικοποιημένα δεδομένα, κατά την γενίκευση και τον έλεγχο της απόδοσής του θα πρέπει να γίνει μετατροπή των δεδομένων στην αρχική μορφή, για λόγους σύγκρισης και διεξαγωγής χρήσιμων αποτελεσμάτων.

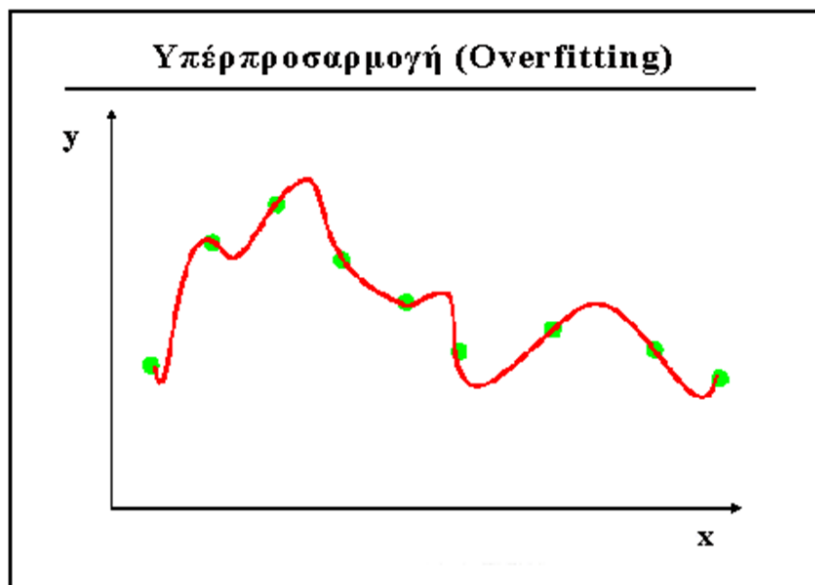
Γενικότερα, φάνηκε ότι διαδικασία της εκπαίδευσης αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση του σφάλματος ανάμεσα στην επιθυμητή έξοδο του δικτύου και στην αντίστοιχη πραγματική. Το να επιτύχουμε όμως ένα πολύ μικρό σφάλμα δε σημαίνει απαραίτητα ότι έχουμε καταφέρει να δημιουργήσουμε ένα λειτουργικό μοντέλο που να είναι ικανό να ανταποκριθεί στις απαιτήσεις μας με δεδομένα που δεν ανήκουν στο σύνολο μάθησης. Για να είναι το νευρωνικό δίκτυο επιτυχημένο πρέπει να έχει την ικανότητα της γενίκευσης. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να δίνει ακριβείς εξόδους και όταν δέχεται δεδομένα εισόδων εκτός του συνόλου μάθησης.

Ένα πρόβλημα που συναντάται συχνά κατά τη σχεδίαση και εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι η υπερπροσαρμογή (overfitting), η απομνημόνευση δηλαδή του συνόλου μάθησης. Αυτό που επιδιώκουμε με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν είναι η απεικόνιση των δεδομένων εισόδων στα αντίστοιχα δεδομένα εξόδου μέσα από μια διαδικασία απομνημόνευσης. Αντίθετα θέλουμε μέσα από τα βάρη που ενώνουν τους νευρώνων να ευρεθούν πρότυπα (patterns) και συσχετίσεις ανάμεσα σε εισόδους και εξόδους.



Σχήμα 4.2-10. Παράδειγμα ορθής (επαρκούς) προσαρμογής

Τα ίδια δεδομένα θα μπορούσαν να προσεγγιστούν καλύτερα με μια άλλη καμπύλη με τη διαφορά όμως ότι τότε ενδεχομένως να είχαμε υπερπροσαρμογή. Στο σχήμα που ακολουθεί βλέπουμε ένα παράδειγμα υπερπροσαρμογής.



Σχήμα 4.2-11. Παράδειγμα υπερπροσαρμογής στα δεδομένα

Η επιλογή του πλήθους των εισόδων είναι ουσιαστική για να έχει το δίκτυο ικανότητα γενίκευσης. Έτσι θα πρέπει να επιλέγουμε τόσες εισόδους όσες μας επιτρέπει το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που έχουμε στη διάθεσή μας. Όσο πιο μεγάλη είναι η διάσταση του χώρου εισόδου τόσο πιο αραιό θα είναι το σύνολο των παρατηρήσεων, πράγμα που διευκολύνει την απομνημόνευση των δεδομένων.

Ακόμα η επιλογή εισόδων που δεν συσχετίζονται με τις εξόδους, μπορεί να δημιουργήσει συσχετίσεις ανάμεσα σε εισόδους και εξόδους, οι οποίες όμως δεν υπάρχουν στην πραγματικότητα. Βέβαια από την άλλη όλοι οι παράγοντες που επιδρούν στις εξόδους πρέπει να συμπεριληφθούν στο διάλυμα των εισόδων

Το σύνολο εκπαίδευσης πρέπει να είναι επαρκές έτσι ώστε να συμπεριλαμβάνει όλες τις πιθανές περιπτώσεις. Άλλωστε ένα μεγάλο σύνολο εκπαίδευσης είναι δύσκολο να απομνημονευθεί.

Ένα μεγάλο νευρωνικό δίκτυο συμπεριλαμβάνει ένα μεγάλο αριθμό ελευθέρων παραμέτρων και αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή (overfitting). Κάθε κρυμμένο στρώμα νευρώνων φέρει έναν αριθμό παραμέτρων. Έτσι για να αποφύγουμε την ύπαρξη πολλών παραμέτρων που θα επιβαρύνουν το μοντέλο πρέπει να χρησιμοποιήσουμε λελογισμένο πλήθος κρυμμένων στρωμάτων.

Διαπιστώνουμε λοιπόν ότι είναι αναγκαίο όταν σχεδιάζουμε και εκπαιδεύουμε ένα δίκτυο να ελέγχουμε αν αυτό έχει την ικανότητα γενίκευσης. Για να το επιτύχουμε αυτό πρέπει να επαληθεύσουμε (validation) το μαθηματικό μας μοντέλο. Έτσι εκτός από το σύνολο μάθησης έχουμε και ένα σύνολο επαλήθευσης, του οποίου τα δεδομένα εισόδου τροφοδοτούμε στο δίκτυο και μετράμε το σφάλμα ανάμεσα στις επιθυμητές εξόδους και τις πραγματικές εξόδους του δικτύου. Στις περισσότερες περιπτώσεις το σφάλμα αυτό είναι λίγο μεγαλύτερο από το σφάλμα που αντιστοιχεί στο σύνολο μάθησης. Αν όμως είναι κατά πολύ μεγαλύτερο τότε αυτό είναι μια ένδειξη υπερπροσαρμογής και επομένως το μοντέλο μας ενδέχεται να μην είναι κατάλληλο.

Μια διαδεδομένη τεχνική επαλήθευσης η οποία είναι αρκετά διαδεδομένη σε μελέτες χρονοσειρών είναι η πλήρης διασταυρωμένη επικύρωση  $k$  επιπέδων ( $k$ -fold cross validation). Η τεχνική αυτή χρησιμοποιείται ιδιαίτερα σε περιπτώσεις χρονοσειρών γιατί σέβεται την χρονική σειρά που οι παρατηρήσεις έλαβαν χώρα. Το δείγμα εκπαίδευσης χωρίζεται σε  $k$  υποδείγματα, για το καθένα από τα οποία υπολογίζεται στο επόμενο του το σφάλμα πρόβλεψης. Το τελικό σφάλμα πρόβλεψης, που είναι ενδεικτικό για την επίδοση του εκάστοτε νευρωνικού, υπολογίζεται σαν τον μέσο όρο των επιμέρους σφαλμάτων των  $k$  περιόδων.

Στα παραπάνω σκιαγραφήθηκαν οι βασικές υπερπαραμέτροι ενός πολυεπίπεδου perceptron στα πλαίσια των εμπροσθοτροφοδοτούμενων νευρωνικών δικτύων. Για τον προσδιορισμό του εκάστοτε μοντέλου απαιτείται η ανά περίπτωση προσαρμογή τους και ο κατάλληλος χειρισμός και επιλογή των αρχικών δεδομένων. Αποφεύγοντας παγίδες όπως η επίδραση του θορύβου ή η υπερπροσαρμογή, ένα μοντέλο MLP μπορεί να αποδώσει πολύ καλά στην διαδικασία πρόβλεψης.

## Δέντρα Αποφάσεων ( Decision Tree )

Η τεχνική εκμάθησης «δένδρα αποφάσεων» είναι μια μέθοδος δημιουργεί ένα μοντέλο πρόβλεψης μιας μεταβλητής στόχου, το οποίο βασίζεται σε διάφορες μεταβλητές εισόδου. Κάθε εσωτερικός κόμβος αντιστοιχεί σε μία από τις μεταβλητές εισόδου. Υπάρχουν ακμές στους κόμβους παιδιά για κάθε μία από τις πιθανές τιμές αυτής της μεταβλητής εισόδου. Κάθε φύλλο αντιπροσωπεύει μια τιμή της μεταβλητής στόχου έχοντας τις τιμές των μεταβλητών εισόδου που με την σειρά τους αντιπροσωπεύονται από το μονοπάτι της ρίζας στο φύλλο.

Τελικά, το δέντρο απόφασης αποτελείται από κόμβους που διαμορφώνουν ένα κατευθυνόμενο δέντρο με ρίζα. Ο κόμβος "ρίζα" δεν έχει καμία εισερχόμενη άκρη. Όλοι οι άλλοι κόμβοι έχουν ακριβώς μια εισερχόμενη άκρη. Ένας κόμβος με εξερχόμενες άκρες ονομάζεται εσωτερικός ή κόμβος δοκιμής. Όλοι οι άλλοι κόμβοι ονομάζονται φύλλα (επίσης γνωστοί ως κόμβοι τερματικοί ή απόφασης). Σε ένα δέντρο απόφασης, κάθε εσωτερικός κόμβος χωρίζει το σύνολο των περιπτώσεων σε δύο ή περισσότερα υποσύνολα σύμφωνα με μια συγκεκριμένη συνάρτηση διαχωρισμού των τιμών εισόδου των χαρακτηριστικών παραμέτρων. Στην απλούστερη και συχνότερη περίπτωση, με κάθε δοκιμή εξετάζεται μια χαρακτηριστική παράμετρος, έτσι ώστε το σύνολο των δεδομένων να διαχωριστεί σύμφωνα με την τιμή αυτής της χαρακτηριστικής παραμέτρου. Η αναδρομή ολοκληρώνεται, όταν το υποσύνολο σε ένα κόμβο έχει την ίδια αξία (τις ίδιες τιμές) της μεταβλητής - στόχου, ή όταν ο διαχωρισμός δεν προσθέτει τιμές στις προβλέψεις. Αυτή η διαδικασία της top-down επαγωγής δέντρων απόφασης (TDIDT) είναι ένα παράδειγμα ενός άπληστου αλγόριθμου, και είναι μακράν η πιο κοινή στρατηγική για την εκμάθηση δέντρων απόφασης από τα δεδομένα, χωρίς όμως να είναι μοναδική.

Η μορφή των δεδομένων συνήθως έχει την παρακάτω μορφή:

$$(x, Y) = (x_1, x_2, \dots, x_k, Y)$$

Η εξαρτημένη μεταβλητή,  $Y$ , είναι η μεταβλητή-στόχος που προσπαθούμε να κατανοήσουμε, να ταξινομήσουμε ή να γενικεύσουμε. Ο φορέας  $x$  αποτελείται από τις μεταβλητές εισόδου,  $x_1, x_2, x_3$ , κλπ., που χρησιμοποιούνται για την διεργασία και εκροή των αποτελεσμάτων.

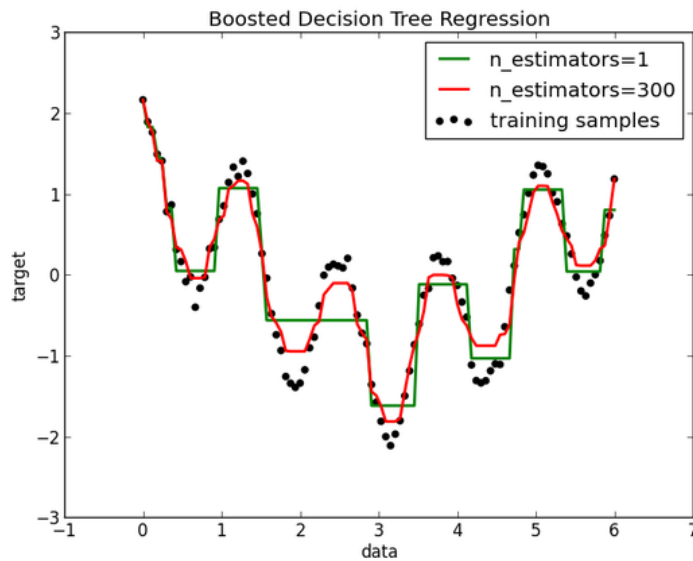
Υπάρχουν δύο τύποι για την τεχνική «δένδρα αποφάσεων» που χρησιμοποιούνται για εξόρυξη δεδομένων:

- Ταξινομητική ανάλυση δέντρου είναι όταν η προβλεπόμενη έκβαση είναι η τάξη στην οποία ανήκουν τα δεδομένα.
- Ανάλυση παλινδρόμησης δέντρου υπάρχει, όταν ως προβλεπόμενη έκβαση μπορούμε να θεωρήσουμε έναν πραγματικό αριθμό.

Ο όρος ταξινόμησης και παλινδρόμησης Δέντρου ανάλυσης ( CART: Classification And Regression Tree) είναι ένας γενικός όρος που χρησιμοποιείται για να αναφερθεί και στις δύο παραπάνω διαδικασίες, για πρώτη φορά από τον Breiman. Τα δένδρα, που χρησιμοποιούνται για την παλινδρόμηση και τα δέντρα, που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση παρουσιάζουν

κάποιες ομοιότητες αλλά επίσης κάποιες διαφορές, όπως η διαδικασία, που χρησιμοποιείται για να προσδιοριστεί πού πρέπει να γίνει ο διαχωρισμός.

Η εκμάθηση δέντρων απόφασης είναι η κατασκευή ενός δέντρου απόφασης από μια κατηγορία των πλειάδων εκπαίδευσης. Ένα δέντρο απόφασης είναι ένα διάγραμμα ροής - δομής, όπου κάθε εσωτερικός (μη φύλλο) κόμβος υποδηλώνει μια δοκιμή σε ένα χαρακτηριστικό, κάθε κλάδος αντιπροσωπεύει το αποτέλεσμα μιας δοκιμής, και κάθε φύλλο (ή τερματικό) κόμβος κατέχει μια κατηγορία ετικέτα. Ο κορυφαίος κόμβος σε ένα δέντρο είναι ο κόμβος ρίζα. Έτσι, διαμορφώνεται το τερματικό σύνολο κατηγοριών (αριθμητικών τιμών στην περίπτωση της παλινδρόμησης). Από το σύνολο αυτό, ανάλογα με τις τιμές εισόδου, το μοντέλο επιλέγει την επιθυμητή τιμή ή κατηγορία, δηλαδή την πρόβλεψη του. Είναι εμφανές ότι όσο το πλήθος του συνόλου εξόδου (φύλλα) αυξάνεται, τόσο το μοντέλο οδηγείται σε υπερπροσαρμογή.



Σχήμα 4.2-12. Παράδειγμα αύξησης ακρίβειας με κίνδυνο υπερπροσαρμογής για μεγάλο αριθμό φύλλων ( $n$ )

Ένας επίσης σημαντικός παράγοντας στην διαμόρφωση ενός δέντρου απόφασης είναι το μέγιστο βάθος που αυτό επιτρέπεται να έχει. Με τον όρο βάθος στην ουσία καλούμε το μέγιστο πλήθος των εσωτερικών κόμβων που μεσολαβούν μεταξύ της ρίζας και ενός φύλλου, μαζί με αυτά. Αυξάνοντας την παράμετρο αυτή εμφανώς αυξάνεται η πολυπλοκότητα στην εκπαίδευση του μοντέλου, αλλά και εν γένει το πλήθος των φύλλων.

Ο μεγάλος αριθμός φύλλων προκαλεί μεν αύξηση στην ακρίβεια, αλλά εμπεριέχει τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής. Για να ξεπεραστεί αυτός ο περιορισμός αναπτύχθηκαν μερικές τεχνικές, που συχνά αποκαλούνται μέθοδοι συνόλου. Αυτές στηρίζουν την λειτουργία τους στην δημιουργία περισσότερων από ένα δέντρο απόφασης και στην εξαγωγή εν γένει ακριβέστερων αποτελεσμάτων. Τέτοιες μέθοδοι είναι :



- Ενσάκιση (Bagging) των δέντρων αποφάσεων, μια πρώιμη μέθοδος συνόλου, δημιουργεί πολλαπλά δέντρα απόφασης επαναλαμβάνοντας το στάδιο της δειγματοληψίας δεδομένων εκπαίδευσης με την αντικατάσταση, και στο τέλος η μέθοδος ψηφίζει τα παραχθέντα δέντρα για μια πρόβλεψη συναίνεσης .
- Ένας τυχαίος ταξινομητής Forest χρησιμοποιεί μια σειρά από δέντρα απόφασης, προκειμένου να βελτιώσει το ποσοστό κατάταξης .
- Ενισχυμένα δέντρα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για προβλήματα τύπου παλινδρόμησης και ταξινόμησης.
- Παραλλαγή Forest - στην οποία κάθε δέντρο απόφασης έχει εκπαιδευτεί από την πρώτη εφαρμογή Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών ( PCA: principal component analysis ) σε ένα τυχαίο υποσύνολο των χαρακτηριστικών εισόδου.

Ειδικότερα, αναλύεται η διαδικασία λειτουργίας του αλγορίθμου του τυχαίου ταξινομητή (Random Forest). Πριν από κάθε split κόμβου επιλέγονται τυχαία κάποιες μεταβλητές εισόδου ως υποψήφιος για διαχωρισμό. Ύστερα, από αυτές τις μεταβλητές επιλέγουμε το split point που θα μας δώσει το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας και την μεταβλητή στην οποία θα κάνουμε τον διαχωρισμό. Έπειτα κάνουμε το split και παράγουμε δύο κόμβους - παιδιά οι οποίοι μας δίνουν την βέλτιστη πληροφορία. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται αναδρομικά για κάθε δέντρο και για πολλά διαφορετικά τυχαία δέντρα. Στο τέλος η έξοδος μας βασίζεται πάνω στο σύνολο των δέντρων και αποτελεί τον μέσο όρο τους.

Διαισθητικά, ο μέσος όρος ενός μεγάλου αριθμού από τυχαία δέντρα το καθένα από τα οποία μας δίνει μία πρόβλεψη πάνω σε κάποιο σημείο θα παράγει καλύτερα αποτελέσματα από την πρόβλεψη ενός τυχαίου δέντρου, αφού θα λαμβάνει υπόψη πολλές διαφορετικές περιπτώσεις που καταλήγουν στο ίδιο σημείο. Ο ensemble μέσος όρος των τυχαίων δέντρων που προέκυψαν από μικρά υποσύνολα των δεδομένων είναι καλύτερος και από το να κάνουμε split ολόκληρο το σύνολο (όπως γίνεται και στο CART), αφού τα αποτελέσματα που μπορεί να μας δώσει σταθεροποιούνται γύρω από κάποιο σημείο χωρίς μεγάλη διακύμανση ενώ αν κάνουμε την ίδια διαδικασία σε ολόκληρο το σύνολο είναι πολύ πιθανό το split που θα πάρουμε όπως και η έξοδος να μην δίνουν τόσο καλά αποτελέσματα.

### 4.3 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης

Η συγκεκριμένη κατηγορία μεθόδων πρόβλεψης θεωρείται από τις πιο διαδεδομένες στους επιχειρηματικούς κύκλους, γεγονός το οποίο οφείλεται στην μαθηματική ευκολία τους, στην ελάχιστη απαίτηση σε υπολογιστικό χρόνο και στην ανάγκη για σχετικά μικρό αριθμό παρατηρήσεων ούτως ώστε να παράγουν προβλέψεις. Οι μέθοδοι εξομάλυνσης θεωρούνται καταλληλότερες για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις μεγάλου όγκου χρονοσειρών και παρουσιάζουν καλύτερη απόδοση σε δεδομένα με στασιμότητα ή μικρό ρυθμό ανάπτυξης. Εμπειρικές μελέτες έχουν δείξει ότι οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης αποδίδουν καλύτερα όσον αφορά τα ποσοστά ακρίβειας σε σύγκριση με πιο περίπλοκες μεθόδους πρόβλεψης, κάτι το οποίο οφείλεται στο ότι δεν επηρεάζονται από τις ιδιομορφίες των προτύπων των δεδομένων ή από περιστασιακά εμφανιζόμενες ακραίες τιμές (spikes) που εμφανίζονται συχνά σε επιχειρησιακά δεδομένα.

Οι βασικές μεθόδους εξομάλυνσης είναι οι ακόλουθες:

- Απλή Εκθετική Εξομάλυνση σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing)
- Εκθετική Εξομάλυνση Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)
- Εκθετική Εξομάλυνση μη γραμμικής ή φθίνουσας τάσης (Damped Exponential Smoothing)

#### Απλή Εκθετική Εξομάλυνση σταθερού επιπέδου (SES)

Το συγκεκριμένο μοντέλο σταθερού επιπέδου, το οποίο είναι γνωστό και ως απλή εκθετική εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing), περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$
$$S_t = S_{t-1} + a \cdot e_t$$
$$F_{t+1} = S_t$$

όπου:

- Το  $e_t$  δηλώνει το σφάλμα, δηλαδή την απόκλιση της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη
- Το  $S_t$  δηλώνει το επίπεδο
- Το  $F_t$  δηλώνει την πρόβλεψη

- Το  $t$  δηλώνει τη χρονική περίοδο
- Το  $\alpha$  είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου, ο οποίος λαμβάνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$

Από τις παραπάνω σχέσεις που περιγράφουν την απλή εκθετική εξομάλυνση, καθίσταται σαφές ότι είναι απαραίτητο να οριστεί ένα αρχικό επίπεδο ( $S_0$ ) ώστε να μπορέσει να ξεκινήσει η διαδικασία υπολογισμού του μοντέλου πρόβλεψης αλλά και των ζητούμενων σημειακών προβλέψεων δοθέντος κάποιου χρονικού ορίζοντα. Υπάρχουν τέσσερις κυρίαρχοι τρόποι για να υπολογίσουμε το αρχικό επίπεδο, η επιλογή μεταξύ των οποίων εξαρτάται από τα ποιοτικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς που εξετάζουμε. Ως σταθερό επίπεδο μπορούμε να θεωρήσουμε ένα από τα ακόλουθα:

1. Το μέσο όρο όλων των παρατηρήσεων
2. Το μέσο όρο των  $n$  πρώτων παρατηρήσεων
3. Την πρώτη παρατήρηση
4. Το σταθερό επίπεδο από το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης (LRL)

Η ορθή επιλογή του σταθερού επιπέδου είναι σημαντική, διότι αφ' ενός επηρεάζει την επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης, αφ' ετέρου αν το σταθερό επίπεδο που θα επιλέξουμε δεν είναι αντιπροσωπευτικό των δεδομένων μας, θα προκαλέσει αρνητική επίδραση στην παραγωγή των προβλέψεων. Αξίζει να σημειωθεί πως στο αρχικό επίπεδο αποτελεί ουσιαστικά και την αρχική πρόβλεψη ( $F_1$ ).

Ιδιαίτερα σημαντικό ρόλο στο συγκεκριμένο μοντέλο πρόβλεψης παίζει ο συντελεστής εξομάλυνσης ( $\alpha$ ). Η επιλογή του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης καθορίζεται από δύο αλληλοεξαρτώμενους παράγοντες, το ποσοστό του θορύβου στη χρονοσειρά και τη σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Όσον αφορά τον πρώτο παράγοντα, όσο περισσότερος είναι ο θόρυβος που εμφανίζεται στα δεδομένα τόσο μικρότερη πρέπει να είναι η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης, προκειμένου να αποφευχθεί υπερβολική αντίδραση στο θόρυβο. Σχετικά με το δεύτερο παράγοντα, αν ο μέσος όρος παρουσιάζει μεταβολές, ο συντελεστής εξομάλυνσης πρέπει να λάβει μεγάλες τιμές ώστε να μπορούν οι προβλέψεις να ακολουθούν τις μεταβολές των δεδομένων. Στην περίπτωση που ο μέσος όρος είναι σχετικά σταθερός, λαμβάνεται μικρότερη τιμή του  $\alpha$ .

Η βελτιστοποίηση της απλής εκθετικής εξομάλυνσης βασίζεται στην εύρεση του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης. Η συνηθέστερη διαδικασία που ακολουθείται είναι η γραμμική αναζήτηση η οποία ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), θέτοντας από την αρχή

την ακρίβεια με την οποία θα γίνει η αναζήτηση καθώς και τα επιθυμητά όρια μέσα στα οποία θα κινηθεί ο συντελεστής  $\alpha$ .

Πέρα της γραμμικής αναζήτησης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και η μη γραμμική ή δυαδική αναζήτηση για τη βελτιστοποίηση της μεθόδου. Πρόκειται για έναν αναδρομικό αλγόριθμο αναζήτησης ο οποίος χρησιμοποιεί την τεχνική διαίρει και βασίλευε. Η συγκεκριμένη μέθοδος εφαρμόζεται μόνο σε ταξινομημένους πίνακες, σε αντίθεση με τη γραμμική αναζήτηση, γεγονός που μειώνει σημαντικά την πολυπλοκότητα των υπολογισμών. Το ζητούμενο στη δυαδική αναζήτηση είναι να εντοπιστεί μία συγκεκριμένη τιμή που ονομάζεται κλειδί, στην περίπτωση φυσικά που αυτό είναι δυνατό, δηλαδή αυτή η τιμή υπάρχει μέσα στον πίνακα που εξετάζουμε. Χρησιμοποιώντας την δυαδική αναζήτηση, ζητούμενο είναι ξανά η ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE). Αρχικά η παράμετρος  $\alpha$  εκφράζεται μέσω ενός πίνακα διαστάσεων  $1 \times 2$ . Ως ιδανικό  $\alpha$ , θεωρείται το πρώτο στοιχείο αυτού του πίνακα, και ως ιδανικό MSE, το αντίστοιχο που προκύπτει από τη συγκεκριμένη τιμή του  $\alpha$ . Ο αλγόριθμος ξεκινάει, υπολογίζοντας για κάθε τιμή του  $\alpha$  το αντίστοιχο MSE, και εν συνεχεία το συγκρίνει με το ιδανικό MSE, το οποίο είναι και η τιμή κλειδί. Σε περίπτωση που προκύψει μικρότερο MSE, τότε αυτό παίρνει τη θέση του κλειδιού, και κρατείται το  $\alpha$  από το οποίο προέκυψε αυτό το κλειδί. Στη συνέχεια, οι τιμές του αρχικού πίνακα μεταβάλλονται κατά τη διαφορά του πρώτου στοιχείου διαιρούμενο με τον αριθμό 2. Η δυαδική αναζήτηση παρουσιάζει μικρότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα από τη γραμμική, γεγονός το οποίο την καθιστά πολύ πιο γρήγορη, με ελαφρώς όμως δυσκολότερη υλοποίηση.

Αξίζει να αναφερθεί πως όταν ο συντελεστής εξομάλυνσης λάβει την ακραία τιμή 1, τότε το μοντέλο ταυτίζεται με την μέθοδο Naive, ενώ αν είναι  $\alpha=0$ , κάθε πρόβλεψη είναι ίση με το αρχικό επίπεδο. Επιπλέον, αν ζητείται ο υπολογισμός περισσότερων από μίας σημειακής πρόβλεψης, τότε όλες οι επόμενες θέτονται ίσες με την τελευταία υπολογισμένη πρόβλεψη (flat forecast) καθώς το μοντέλο θεωρεί την ύπαρξη ενός σταθερού επιπέδου.

### Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Το μοντέλο αυτό αποτελεί μία επέκταση του μοντέλου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, η οποία έχει τη επιπλέον δυνατότητα να διαχειριστεί τη συνιστώσα της τάσης, μέγεθος το οποίο παρατηρείται συχνά στην πλειοψηφία των επιχειρησιακών δεδομένων. Η μέθοδος πήρε το όνομα της το οποίο διατηρεί μέχρι και σήμερα από τον Holt, ο οποίος πρότεινε τη συγκεκριμένη επέκταση το 1957. Η μέθοδος Holt περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + \alpha \cdot e_t$$

$$T_t = T_{t-1} + \beta \cdot e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + m \cdot e_t$$

όπου:

- Το  $e_t$  δηλώνει το σφάλμα, δηλαδή την απόκλιση της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη
- Το  $S_t$  δηλώνει το επίπεδο
- Το  $F_t$  δηλώνει την πρόβλεψη
- Το  $T_t$  δηλώνει την τάση
- Το  $t$  δηλώνει τη χρονική περίοδο
- Το  $\alpha$  είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου, ο οποίος λαμβάνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$
- Το  $m$  είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης
- Το  $\beta$  είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου για την τάση, ο οποίος λαμβάνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$ .

Όπως και στην απλή εκθετική εξομάλυνση, έτσι και στην μέθοδο Holt απαιτείται ο προσδιορισμός ενός αρχικού επιπέδου ( $S_0$ ) αλλά και μίας αρχικής τάσης ( $T_0$ ), έτσι ώστε να είναι δυνατή η εκκίνηση της διαδικασίας υπολογισμού του μοντέλου πρόβλεψης αλλά και η παραγωγή των ζητούμενων σημειακών προβλέψεων δοθέντος κάποιου χρονικού ορίζοντα.

Το αρχικό επίπεδο προσδιορίζεται όπως και στην μέθοδο SES. Στην μέθοδο Holt, είναι σημαντική η σωστή επιλογή του αρχικού επιπέδου, αλλά και της αρχικής τάσης, για την ορθή λειτουργία του μοντέλου πρόβλεψης. Η επιλογή των δύο αυτών μεταβλητών γίνεται με γνώμονα τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων για τη χρονοσειρά που εξετάζουμε.

Η μέθοδος Holt, όπως και η μέθοδος SES, επιδέχεται βελτιστοποίησης, η οποία βασίζεται στην επιλογή του βέλτιστου συνδυασμού των παραμέτρων  $\alpha$  και  $\beta$ . Η γραμμική αναζήτηση αποτελεί και πάλι την πιο διαδεδομένη λύση στο πρόβλημά μας.

Σε αυτό το σημείο είναι σημαντικό να αναφερθεί πως στις περισσότερες περιπτώσεις η βέλτιστη τιμή του συντελεστή  $\beta$  για την τάση είναι μικρότερη από την τιμή του συντελεστή  $\alpha$  για το επίπεδο, λόγω του ότι η τιμή της τάσης για κάθε περίοδο είναι σημαντικά μικρότερη από την τιμή του αντίστοιχου επιπέδου. Στην περίπτωση που προσθέσουμε το ίδιο ποσοστό σφάλματος και στο επίπεδο αλλά και στην τάση, υπάρχει το ενδεχόμενο να προκύψουν προβλέψεις που θα χαρακτηρίζονται από μεγάλη αστάθεια.

### Μοντέλο μη Γραμμικής Τάσης

Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης αποτελεί ουσιαστικά μία τροποποίηση του μοντέλου γραμμικής τάσης. Η ανάγκη τροποποίησης του μοντέλου Holt έγκειται στο γεγονός ότι παρουσιάζει μία τάση για υπερεκτίμηση, δηλαδή οι προβλέψεις που παράγει χαρακτηρίζονται από θετική προκατάληψη, ιδιαίτερα σε περίπτωση μεσοπρόθεσμων ή μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Η τροποποίηση αυτή επιτυγχάνεται με τη προσθήκη μίας επιπλέον παραμέτρου η οποία ελέγχει το ρυθμό αύξησης των τιμών. Η παράμετρος αυτή καλείται παράμετρος διόρθωσης της τάσης (trend-modification parameter) και συμβολίζεται φ. Οι εξισώσεις που περιγράφουν το συγκεκριμένο μοντέλο με τον τρόπο που αυτό παρουσιάστηκε από τους Gardner και McKenzie το 1985 είναι οι ακόλουθες:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + \varphi \cdot T_{t-1} + a \cdot e_t$$

$$T_t = \varphi \cdot T_{t-1} + \beta \cdot e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + \sum_{i=1}^m \varphi^i \cdot T_t$$

όπου:

- Το  $e_t$  δηλώνει το σφάλμα, δηλαδή την απόκλιση της πραγματικής τιμής από την πρόβλεψη
- Το  $S_t$  δηλώνει το επίπεδο
- Το  $F_t$  δηλώνει την πρόβλεψη
- Το  $T_t$  δηλώνει την τάση
- Το  $t$  δηλώνει τη χρονική περίοδο
- Το  $a$  είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου, ο οποίος λαμβάνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$
- Το  $m$  είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης
- Το  $\beta$  είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου για την τάση, ο οποίος λαμβάνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$ .
- Το  $\varphi$  είναι η παράμετρος διόρθωσης της τάσης.

Από τις παραπάνω σχέσεις είναι σαφές ότι το μοντέλο είναι σχεδόν πανομοιότυπο με αυτό της γραμμικής τάσης με εξαίρεση την παρουσία της παραμέτρου  $\phi$ , όπου συμβάλει στην παραγωγή προβλέψεων με μη γραμμικό υπολογισμό της τάσης μέσω του συντελεστή  $m$ , σε αντίθεση με πριν (Holt) όπου ο υπολογισμός ήταν γραμμικός.

Σε αντίθεση με τις παραμέτρους  $\alpha$  και  $\beta$ , η παράμετρος  $\phi$  μπορεί να λάβει οποιαδήποτε μεγαλύτερη του μηδενός τιμή, όμως είναι αναγκαία η επιβολή άνω και κάτω ορίων για ορισμένες χαρακτηριστικές τιμές. Επομένως, μπορούμε να χαρακτηρίσουμε το μοντέλο μη γραμμικής τάσης ανάλογα με την τιμή που παίρνει κάθε φορά η παράμετρος  $\phi$ , ως εξής (Πετρόπουλος & Ασημακόπουλος, 2011):

- Αν  $\phi=0$ , τότε προκύπτει το μοντέλο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (SES), διότι η τάση δεν έχει πλέον καμία επίδραση στον καθορισμό των στατιστικών σημειακών προβλέψεων.
- Αν  $0<\phi<1$ , τότε προκύπτει το μοντέλο φθίνουσας τάσης (damped exponential smoothing), το οποίο θεωρείται καταλληλότερο όταν μας ενδιαφέρει η παραγωγή μεσοπρόθεσμων προβλέψεων, καθώς χαρακτηρίζεται από έλλειψη τάσης για υπεραισιοδοξία.
- Αν  $\phi=1$ , τότε προκύπτει το μοντέλο της γραμμικής τάσης, αφού στην τελευταία εξίσωση η οποία παράγει και την πρόβλεψη, τη θέση του αθροίσματος παίρνει το γινόμενο της μεταβλητής χρονικού ορίζοντα  $m$  και τα προηγούμενης τάσης  $T_t$ .
- Αν  $\phi>1$ , τότε προκύπτει το μοντέλο της εκθετικής τάσης, το οποίο χαρακτηρίζεται από μεγάλη θετική προκατάληψη και χρησιμοποιείται μόνο σε περιπτώσεις όπου το ζητούμενο είναι η πρόβλεψη τιμής στην αρχή του κύκλου ζωής ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας.<sup>s</sup>

Το μεγάλο μειονέκτημα του συγκεκριμένου μοντέλου, είναι η παραγωγή ιδιαίτερα προκατειλημμένων προβλέψεων, κάτι το οποίο ενδέχεται να προκύψει από λανθασμένη επιλογή του συντελεστή  $\phi$ . Γι' αυτό το λόγο, συνίσταται ο περιορισμός της παραμέτρου  $\phi$  στο διάστημα  $[0,1]$ . Αξίζει να σημειωθεί πως η ακρίβεια των προβλέψεων που παράγονται από το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι σημαντικά μεγαλύτερη σε σχέση με αυτές του μοντέλου γραμμικής τάσης. Γενικά, όσο μεγαλύτερος είναι ο απαιτούμενος ορίζοντας της πρόβλεψης, τόσο μεγαλύτερο πλεονέκτημα παρουσιάζει το συγκεκριμένο μοντέλο έναντι των υπόλοιπων μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης.

Όσον αφορά τη βέλτιστη επιλογή των παραμέτρων  $\alpha$ ,  $\beta$  και  $\phi$ , αυτή επιτυγχάνεται με μη γραμμική (δυναμική) αναζήτηση, με κριτήριο πάντα την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE), ενώ η επιλογή αρχικού επιπέδου και αρχικής τάσης πραγματοποιείται με εφαρμογή της απλής γραμμικής παλινδρόμησης, όπως ακριβώς και στην μέθοδο Holt.





## Κεφάλαιο 5 : Πειραματική Διαδικασία

### 5.1 Παρουσίαση Δεδομένων

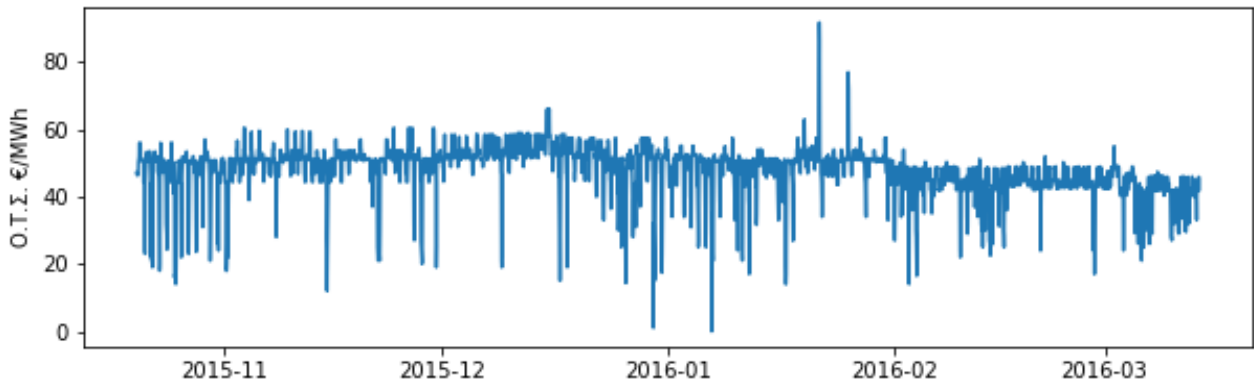
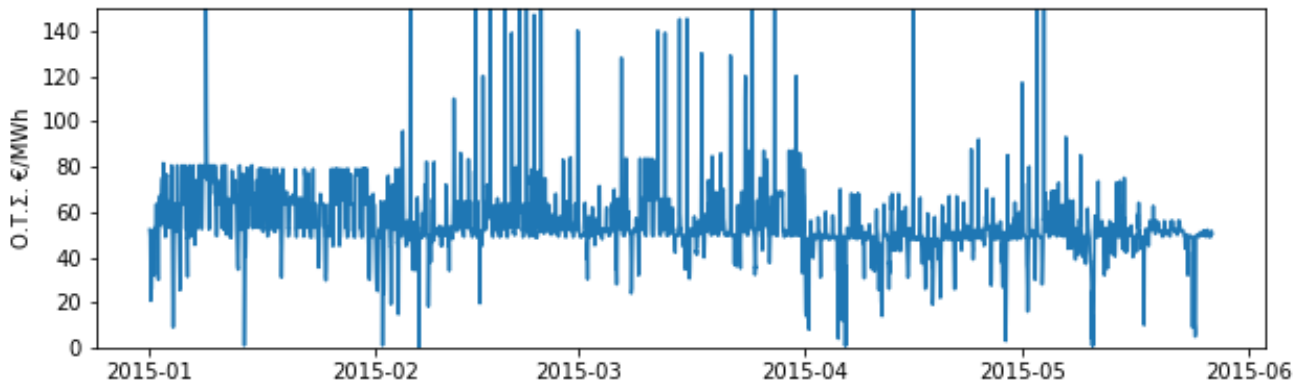
#### Χρονοσειρά Οριακής Τιμής Συστήματος

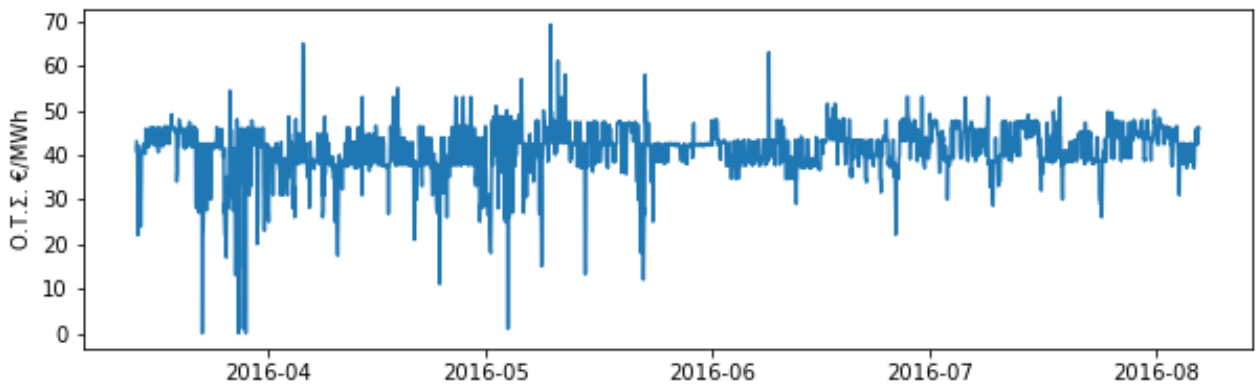
Οι ιστορικές τιμές της Οριακής Τιμής Συστήματος (ΟΤΣ) αποτελούν το βασικό άξονα για την παραγωγή προβλέψεων στα πλαίσια αυτής της Διπλωματικής. Πρόκειται για ωριαία δεδομένα που εκφράζουν την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας σε €/MWh συναρτήσει του χρόνου. Τα δεδομένα αυτά αφορούν σχεδόν 2 έτη, από την 1/1/2015 έως τις 11/12/2016. Οι ιστορικές τιμές της ΟΤΣ λήφθηκαν από την ηλεκτρονική σελίδα του ΑΔΜΗΕ, όπου βρίσκονται αποθηκευμένα και διαθέσιμα σε κάθε ενδιαφερόμενο ιστορικά ενεργειακά δεδομένα .

Αρχικά απαιτήθηκε η εισαγωγή των δεδομένων, τα οποία βρίσκονταν σε μορφή xls, στο περιβάλλον της γλώσσας προγραμματισμού Python, όπου και εκπονήθηκε το μεγαλύτερο κομμάτι της παρούσας διπλωματικής. Αξίζει να σημειωθεί ό,τι ήδη τα αρχικά δεδομένα του ΑΔΜΗΕ βρέθηκαν σε καλή κατάσταση από πλευράς ποιότητας, με ελάχιστες ελλειψίες τιμές. Παρόλα αυτά πραγματοποιήθηκε έλεγχος για την εύρεση εσφαλμένων τιμών που θα μπορούσαν να προκαλέσουν προβλήματα στην μετέπειτα εκτέλεση του κώδικα. Ιδιαίτερη σημασία δόθηκε κατά την μετάβαση από χειμερινή σε θερινή ώρα και το ανάποδο, αφού αυτή δημιουργούσε ανωμαλίες στην χρονοσειρά. Συγκεκριμένα, ακολουθήθηκε η πολιτική εμπρόσθιου γεμίματος τέτοιων ελλειψών τιμών (forward fill), δηλαδή η προέκταση της προηγούμενης παρατήρησης στο μέλλον όσο η επόμενη τιμή είναι NaN. Λόγω της σποραδικότητας τέτοιων περιπτώσεων, κρίνεται ότι η τόσο η διαδικασία εκπαίδευσης, όσο και ο υπολογισμός του τελικού σφάλματος θα μείνουν πρακτικά ανεπηρέαστα. Η διαδικασία αυτή γίνεται με την συνάρτηση `read_data`, που παρατίθεται στο παράρτημα.

Τα παραπάνω διαθέσιμα δεδομένα διαχωρίζονται κατά την πειραματική διαδικασία ως εξής, σύμφωνα πάντα με τις ιδιαιτερότητες της κάθε προβλεπτικής μεθόδου. Το 90% του όγκου αυτών των παρατηρήσεων, αποτελεί τα `in-sample` δεδομένα μας. Αυτά θα χρησιμοποιηθούν και για την εκπαίδευση και επαλήθευση του εκάστοτε μοντέλου πρόβλεψης που χρησιμοποιείται. Το υπόλοιπο 10% των παρατηρήσεων θα χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση των μοντέλων υπολογίζοντας την ακρίβεια των προβλέψεων μέσω της σύγκρισης τους με τις πραγματικές διαθέσιμες ιστορικές τιμές.

Το μέγεθος της ΟΤΣ, όπως έχει αναφερθεί εκτενώς και στο Κεφάλαιο, παρουσιάζει βιβλιογραφικά μερικά ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, όπως είναι η υψηλή τυχαιότητα (*volatility*), οι πολλές ασυνήθιστες τιμές (*spikes*) αλλά και η πολλαπλή εποχικότητα (*multiple seasonality*). Προκειμένου να εντοπιστούν και να απομονωθούν αυτά τα ποιοτικά χαρακτηριστικά, ιδιαίτερα για την μελέτη περίπτωσης της ελληνικής αγοράς ενέργειας, σε πρώτη φάση κρίθηκε απαραίτητη η απλή γραφική αναπαράσταση της χρονοσειράς της ΟΤΣ.





Σχήμα 5.1-1. Ιστορικά Δεδομένα ΟΤΣ

Παρατηρώντας την ιστορική μεταβολή της Ο.Τ.Σ. στο παρατηρούμενο διάστημα παρατηρούμε ότι οι κινήσεις της διέπονται από υψηλή τυχαιότητα. Παράλληλα, εμφανίζονται όπως επίσης έχει επισημανθεί βιβλιογραφικά αρκετές υψηλές τιμές spikes και μάλιστα όχι ομοιόμορφα κατανομημένες στο διάστημα, αλλά τοπικά συγκεντρωμένες ανά περιοχές (clusters). Επίσης, είναι εμφανής η μη ύπαρξης τάσης και μάλλον θα λέγαμε ότι η χρονοσειρά παρουσιάζει συμπεριφορά σύγκλισης προς τον μέσο όρο (mean reversion). Η μεγάλη έκπληξη βρίσκεται στο γεγονός ότι δεν παρατηρείται κάποια ισχυρή ένδειξη εποχικότητας, τουλάχιστον σε επίπεδο εβδομάδας, μήνα ή χρόνου. Φαίνεται ότι άλλοι, αστάθμητοι παράγοντες επηρεάζουν σε μεγαλύτερο βαθμό της τιμής της ενέργειας στην ελληνική αγορά. Για τον λόγο αυτό δεν θα γίνει κάποια προσπάθεια από-εποχικοποίησης της χρονοσειράς. Η αναζήτηση τέτοιου είδους προτύπων θα πρέπει να λάβει χώρα σε επίπεδο ημέρας, για λόγους πληρότητας.

Μετά από μια πρώτη εικόνα της ΟΤΣ, προερχόμενη από την γραφική αναπαράσταση της χρονοσειράς, θα προσδιοριστούν ορισμένα από τα ποσοτικά χαρακτηριστικά της. Η κατάλληλη ερμηνεία αυτών θα φανεί χρήσιμη στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, ενώ παράλληλα συνεισφέρουν στην περεταίρω ανάλυση και κατανόηση του μεγέθους. Έτσι, μετά την απαλοιφή των ελλিপών τιμών, κατά την μεθοδολογία που αναφέρθηκε πιο πάνω έχουμε:

<b>Ποσοτικά Χαρακτηριστικά ΟΤΣ</b>	
ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ (mean):	47,2124 €/MWh
ΜΕΓΙΣΤΗ ΤΙΜΗ (max):	150 €/MWh
ΕΛΑΧΙΣΤΗ ΤΙΜΗ (min):	0 €/MWh

ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ (standard deviation): 10,3072 €/MWh
ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗ (variance): 106,2384 (€/MWh) <sup>2</sup>
ΚΑΤΩΤΑΤΟ 10% ΟΡΙΟ ΤΩΝ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΩΝ: 37.5030 €/MWh
ΑΝΩΤΑΤΟ 10% ΟΡΙΟ ΤΩΝ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΩΝ: 55.4550 €/MWh

Πίνακας 5.1-1. Ποσοτικά Χαρακτηριστικά ΟΤΣ

Παρατηρώντας τους παραπάνω δείκτες επιβεβαιώνουμε ότι τηρείται το ανώτατο όριο που έχει θέσει η ΡΑΕ (150 €/MWh), όπως αυτό έχει ήδη αναφερθεί στο Κεφάλαιο 1. Οι μηδενικές τιμές που παρατηρούνται οφείλονται είτε σε απώλεια δεδομένων, είτε κάποια ανωμαλία της αγοράς. Η απροσδιοριστία του αιτίου που τις προκαλεί καθιστά αβέβαιο τον χειρισμό τους. Σε κάθε περίπτωση το πλήθος τους είναι αμελητέο (< 0,1% των συνολικών δεδομένων) και για αριθμητικούς σκοπούς όπου κρίνεται απαραίτητο οι τιμές αυτές αντικαθίστανται με 10<sup>-4</sup>.

Ένα ακόμα συμπέρασμα που μπορεί να εξαχθεί σχετικά με την χρονοσειρά, αφορά τον υπολογισμό του συντελεστή μεταβλητότητας (CV ή coefficient of variation). Ο παραπάνω δείκτης, γνωστός και ως σχετική τυπική απόκλιση, μας δίνει ένα κανονικοποιημένο μέτρο διασποράς της στατιστικής συμπεριφοράς της χρονοσειράς, και ορίζεται ως το πηλίκο της τυπικής απόκλισης προς την μέση τιμή.

$$CV = \frac{\text{Standard Deviation}}{\text{Mean}}$$

Στην προκειμένη περίπτωση αυτός ισούται με 0,2183. Η τιμή αυτή κρίνεται αρκετά μεγάλη, δεδομένου ότι το μέγεθος δεν παίρνει αρνητικές τιμές, στο πλαίσιο όμως κατανομών χαμηλής διασποράς (η υπερ-εκθετική κατανομή για παράδειγμα έχει CV>1, που την κατατάσσει στην κατηγορία υψηλής διασποράς).

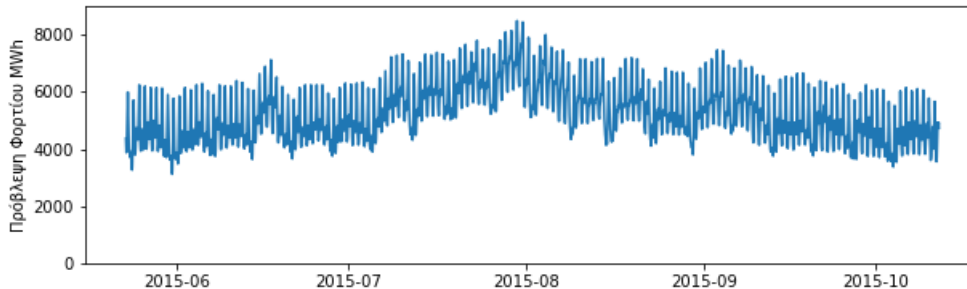
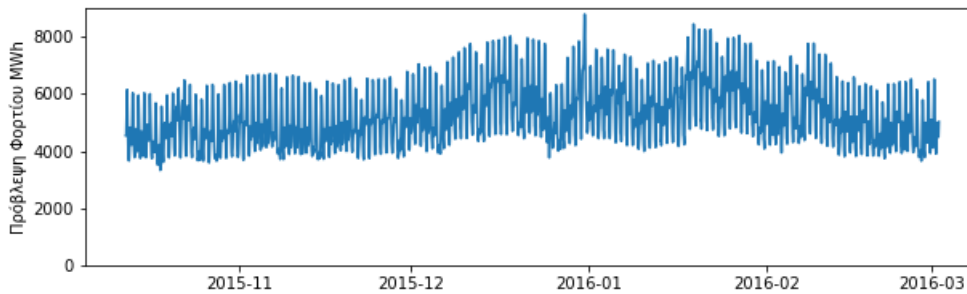
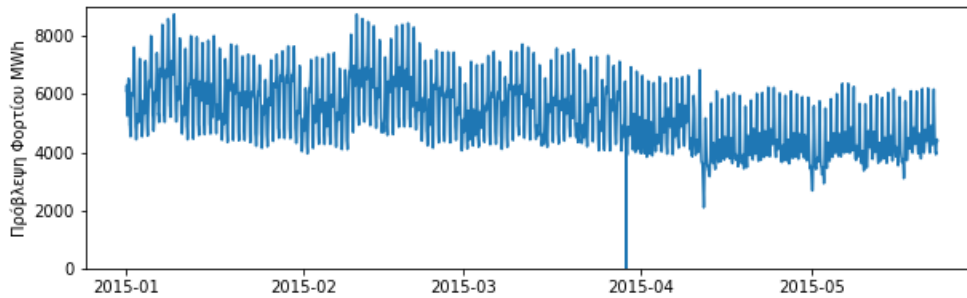
Τέλος, παρατηρούμε ότι ο μεγάλος όγκος (80%) των παρατηρήσεων βρίσκεται εντός μικρού σχετικά διαστήματος. Αυτή η συμπεριφορά είναι που συγκρατεί και τον συντελεστή μεταβλητότητας, το μέγεθος του οποίου επηρεάζεται αρκετά από τις ακραίες τιμές που παρατηρούνται.

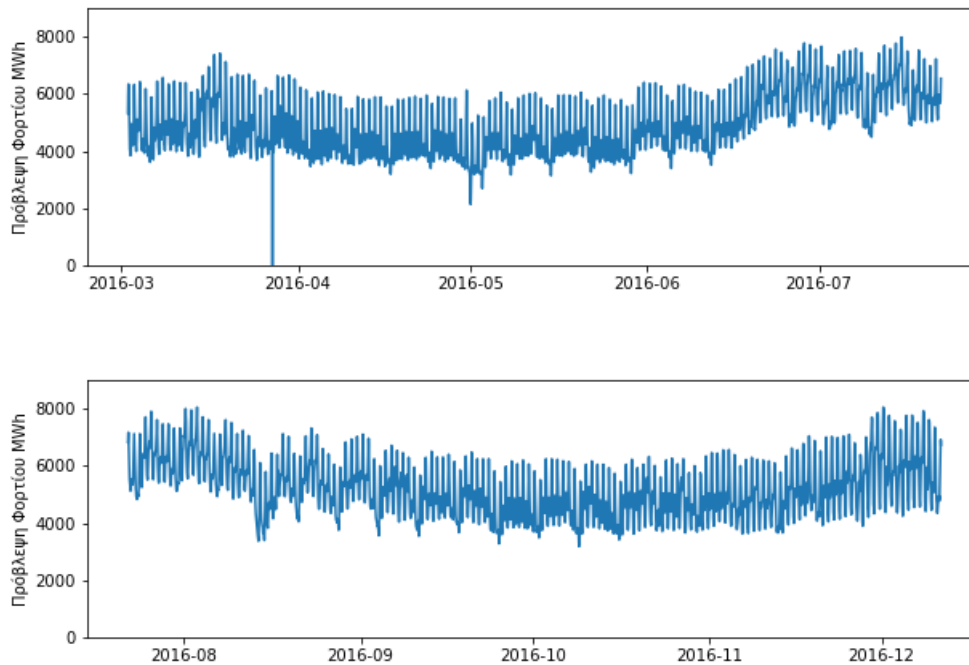
#### Χρονοσειρά Πρόβλεψης Φορτίου

Έχοντας εξετάσει και αναλύσει την χρονοσειρά της ΟΤΣ, κρίνεται απαραίτητο να αναφερθούμε και στην δευτερεύουσα χρονοσειρά που χρησιμοποιείται, αυτή της πρόβλεψης φορτίου (Load Forecast). Πρόκειται στην ουσία για το καθημερινά προβλεπόμενο από τον ΑΔΜΗΕ φορτίο της επόμενης μέρας ανά ώρα. Τα δεδομένα αντλήθηκαν από την ηλεκτρονική ιστοσελίδα του

ΑΔΜΗΕ. Λόγω της ιδιαίτερης μορφής στην οποία υπήρχαν διαθέσιμα, αναπτύχθηκε κώδικας που πραγματοποιούσε το κατέβασμα, ανάγνωση και αποθήκευση των δεδομένων ο οποίος μπορεί να βρεθεί στο παράρτημα.

Η χρονοσειρά αυτή επιλέχθηκε στην προσπάθεια εξήγησης των κινήσεων της ΟΤΣ επειδή συνδυάζει δύο πολύ βασικά πλεονεκτήματα. Αφ' ενός έχει πολύ έντονη εποχικότητα σε ημερήσια βάση. Αυτό επιτρέπει σε μοντέλα MLP την καλύτερη κατανόηση του εποχικού παράγοντα και έτσι θα μπορέσουμε να απαντήσουμε στο ερώτημα αν ένα εποχικό μοντέλο μπορεί να έχει καλύτερες επιδόσεις στην πρόβλεψη του μεγέθους. Αφ' ετέρου στην χρονοσειρά αυτή, εμπεριέχεται η γενική πληροφορία των καιρικών συνθηκών. Οι καιρικές συνθήκες είναι, βιβλιογραφικά, ένας από τις βασικές μεταβλητές εξήγησης των διακυμάνσεων της ΟΤΣ και η πληροφορία εμπεριέχεται μέσα στην πρόβλεψη φορτίου, χωρίς να αυξάνεται υπερβολικά ο αριθμός των εισόδων.





Σχήμα 5.1-2. Ιστορικά δεδομένα Πρόβλεψης Φορτίου

Από τα παραπάνω διαγράμματα είναι φανερή η αντίθεση σε σχέση με την χρονοσειρά της ΟΤΣ. Η πρόβλεψη φορτίου σαν μέγεθος παρουσιάζει αισθητά εποχικότητα σε ημερήσιο επίπεδο, αλλά και κυκλικότητα μέσα στον χρόνο. Οι ομαλές σχετικά διακυμάνσεις της μέσης τιμής της οφείλονται στις αλλαγές των εποχών, κατ' επέκταση δηλαδή στις καιρικές συνθήκες. Τα δύο παραπάνω χαρακτηριστικά είναι και ο λόγος που χρησιμοποιήθηκε η εν λόγω χρονοσειρά, αφού ενθυλακώνει πολλαπλά χρήσιμες πληροφορίες.

## 5.2 Προσομοίωση Μεθόδου Αναφοράς Naive

Το βήμα με την προτεραιότητα στον σχεδιασμό της παρούσας πειραματικής διαδικασίας ήταν αυτό της υλοποίησης της μεθόδου αναφοράς Naive. Η ολοκλήρωση της προσομοίωσης αυτής, μας δίνει την δυνατότητα καλύτερης αξιολόγησης της επίδοσης των υπόλοιπων προβλεπτικών μεθόδων.

Έγινε αρχικός διαχωρισμός των δεδομένων, όπως έχει αναλυθεί και πιο πάνω, σε δεδομένα εκπαίδευσης (ή εκμάθησης) και δεδομένα ελέγχου σε ποσοστά 90-10% αντίστοιχα. Στην συνέχεια, τα δεδομένα εκπαίδευσης επιμερίστηκαν καταλλήλως σε 5 ομάδες, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η πλήρης διασταυρωμένη επικύρωση  $k$  επιπέδων, για  $k=5$  επίπεδα. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης Naive, όπως και κάθε άλλης μεθόδου, αναφέρονται φυσικά

στα σφάλματα επί της χρονοσειράς ελέγχου (testing error), παρατίθενται όμως και το μέσο σφάλμα της επαλήθευσης (validation error) για λόγους πληρότητας.

Στο σημείο αυτό κρίνεται σκόπιμο να επαναλάβουμε τον διαχωρισμό της μεθόδου Naive και της επέκτασής της (ext-Naive), όπως αυτή ορίστηκε στην ενότητα 4.1. Η επέκταση αυτή έχει ως στόχο να δημιουργήσει μια πιο ανταγωνιστική μέθοδο αναφοράς, αφού αντί να προεκτείνει την τελευταία παρατήρηση για 24 τιμές στο μέλλον, αναπαράγει ολόκληρη την τελευταία μέρα (24 τιμές) σαν πρόβλεψη.

Σαν στατιστικός δείκτης σφάλματος μέτρησης της ακρίβειας των αποτελεσμάτων επιλέχθηκε το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error ή MAE). Ο δείκτης αυτός ήταν ο επικρατέστερος κυρίως γιατί η έκφραση του αποτελέσματος γίνεται στις ίδιες μονάδες μέτρησης με την ΟΤΣ, γεγονός που διευκολύνει στην αξιολόγηση του σφάλματος σε σχέση με την μέση τιμή και τα άλλα χαρακτηριστικά χρονοσειράς.

### 5.3 Προσομοίωση Μεθόδου Πολυεπίπεδων Αντίληπτρων (MLP)

Είδαμε πιο πάνω αναλυτικά την θεωρία πίσω από τα νευρωνικά δίκτυα και συγκεκριμένα για τα εμπροσθοτροφοδοτούμενα MLP (Πολυεπίπεδα Perceptron). Ακολουθώντας, λοιπόν, τα βήματα αυτά έγινε η προσαρμογή των υπερπαραμέτρων του αλγόριθμου για την χρονοσειρά της ΟΤΣ.

Αναλυτικότερα, μετά την εισαγωγή των δεδομένων στο περιβάλλον της Python κατά την διαδικασία που περιγράφηκε στο 5.1, έγινε η κανονικοποίησή τους. Συγκεκριμένα, επιλέχθηκε η μέθοδος της γραμμικής κανονικοποίησης στο διάστημα [ 0, 1], χρησιμοποιώντας ως χαρακτηριστικές τιμές την μέγιστη και την ελάχιστη παρατήρηση. Το παραπάνω, υλοποιήθηκε μέσα στο κύριο τμήμα του προγράμματος, δηλαδή την συνάρτηση main, η οποία παρατίθεται στο παράρτημα.

Ακολουθως, τα δεδομένα οργανώθηκαν σε πλειάδες διανυσμάτων, ανάλογα με την επιθυμητή δομή (αριθμός εισόδων και εξόδων) του νευρωνικού. Το παραπάνω υλοποιήθηκε μέσω της συνάρτησης nn\_structure. Πρόκειται για ένα ενδιάμεσο βήμα, ώστε στην συνέχεια να είναι εύκολη η τροφοδότηση συναρτήσεων με τις επιθυμητές τιμές-διανύσματα. Για παράδειγμα σε μια μορφή νευρωνικού με 24 νευρώνες εισόδου (διαθέσιμες τιμές ΟΤΣ της τελευταίας ημέρας) που θα παράγει 1 τιμή εξόδου (πρόβλεψη ΟΤΣ για την επόμενη ώρα κατανομής), απαιτείται η τροφοδότηση του μοντέλου με διανύσματα εισόδου 24x1 και αντίστοιχα η παραγωγή διανυσμάτων 1x1, μοναδιαίες τιμές. Στην προσομοίωση αυτή επιλέχθηκαν σαν δομές (πλήθος κόμβων εισόδου, πλήθος κόμβων εξόδου) οι:

(6,1),(12,1),(24,1),(48,1) και (6,24),(12,24),(24,24),(48,24)

Αυτό είναι το στάδιο που καθορίζεται ο επιθυμητός ορίζοντας πρόβλεψης και κατ' επέκταση ο τρόπος παραγωγής των προβλέψεων και υπολογισμός των σφαλμάτων. Σύμφωνα δηλαδή και με το κεφάλαιο 3.1 καθορίζεται εάν η μεθοδολογία που θα ακολουθηθεί από εδώ και κάτω είναι fixed origin 24 ή rolling origin 1 για 24 τιμές. Η επιλογή μεθοδολογίας καθορίζεται από τον αριθμό

εξόδων του νευρωνικού που είναι και ο στόχος που το ανατίθεται. Η fixed origin προσέγγιση αφορά εξόδους 24 τιμών, δηλαδή δομές (xx, 24) με xx των αριθμό εισόδων. Το νευρωνικό έτσι παράγει απευθείας (direct) τις προβλέψεις του για την επόμενη μέρα. Η rolling origin προσέγγιση αφορά εξόδους μίας τιμής, δηλαδή δομές (xx,1). Το νευρωνικό επομένως παράγει πρόβλεψη για μία τιμή μπροστά, η οποία το ανατροφοδοτεί για την παραγωγή της επόμενης τιμής. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται επαναληπτικά (iterative) 24 φορές για την παραγωγή των προβλέψεων της επόμενης μέρας. Διευκρινίζεται ό,τι στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εφαρμόστηκαν για σύγκριση των αποτελεσμάτων και οι δύο μέθοδοι (direct και iterative).

Στην συνέχεια, έγινε ο διαχωρισμός των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση του μοντέλου, δηλαδή η χρονοσειρά testing set. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε το τελευταίο 10% του πλήθους των συνολικών διαθέσιμων δεδομένων. Η υλοποίηση έγινε μέσω της συνάρτησης split\_tv\_test, η οποία παρατίθεται στο παράρτημα.

Το υπόλοιπο 90% των διαθέσιμων δεδομένων, αποτελεί την χρονοσειρά στην οποία θα πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση και η επαλήθευση, με άξονα την επιλογή βέλτιστων παραμέτρων για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Η εκπαίδευση ρυθμίζεται να σταματάει στις 500 επαναλήψεις. Η μέθοδος επαλήθευσης που επιλέχθηκε είναι η διασταυρωμένη επικύρωση k επιπέδων για χρονοσειρές, όπως αυτή αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 3.3. Συγκεκριμένα, έγινε διαχωρισμός του δείγματος σε  $k = 5$  ομάδες, μέσω της βοηθητικής συνάρτησης split\_train\_val. Η τελευταία καθορίζει τους δείκτες στους οποίους ξεκινά και ολοκληρώνεται κάθε training set και τους δείκτες που ξεκινά και ολοκληρώνεται το validation set που του αντιστοιχεί.

Στην συνέχεια, οι δείκτες αυτοί περνούν στην συνάρτηση validation. Εκεί πραγματοποιείται η εκπαίδευση νευρωνικών με διαφορετικές υπερπαραμέτρους σε κάθε ένα από τα πέντε training sets και υπολογίζεται το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) στα αντίστοιχα validation sets. Η τελική επίδοση κάθε νευρωνικού προκύπτει ως τον μέσο όρο των πέντε αυτών σφαλμάτων. Οι επιδόσεις συγκρίνονται και η βέλτιστη ρύθμιση υπερπαραμέτρων του νευρωνικού προκύπτει ως αυτή με το ελάχιστο μέσο σφάλμα στα πέντε validation sets. Συγκεκριμένα η υπερπαραμέτρος που βελτιστοποιείται κάθε φορά είναι το πλήθος των νευρώνων στο κρυφό επίπεδο, αφού χρησιμοποιούμε MLP τριών επιπέδων. Τα πιθανά πλήθη ορίζονται σε σχέση με το πλήθος των νευρώνων  $N$  της εισόδου του νευρωνικού, ως στοιχεία του συνόλου ( $N/2, N, 2N$ ), πράγμα που συνεισφέρει στην υπολογιστική απλότητα του εγχειρήματος σε σχέση με μια επαναληπτική δομή στο διάστημα  $[N/2, 2N]$ .

Τέλος, έχοντας αποφασίσει για την βέλτιστη δομή του νευρωνικού, μέσω της διαδικασίας της επαλήθευσης, η επίδοση του μοντέλου αξιολογείται κατά τα γνωστά πάνω στο testing set που είχε διαχωριστεί προηγουμένως. Σημειώνεται εδώ ότι τα κανονικοποιημένα δεδομένα πρέπει να μετασχηματιστούν στην αρχική τους μορφή, για την σωστή αξιολόγηση των σφαλμάτων. Τα παραπάνω υλοποιούνται μέσω της συνάρτησης nh\_test, η οποία φυσικά παρατίθεται στο παράρτημα.



Κατά την διαδικασία που ακολουθήθηκε, είδαμε πως ρυθμίστηκε μόνο η υπερπαράμετρος που αφορά το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου επίπεδου. Για την ρύθμιση άλλων υπερπαραμέτρων που έχουν αναφερθεί στο Κεφάλαιο 4.2, όπως η χρήση του αλγορίθμου ελαχιστοποίησης σφάλματος, το βήμα μάθησης (learning rate) και η επιλογή συνάρτησης ενεργοποίησης έγινε επανάληψη των παραπάνω βημάτων με τις κατάλληλες αλλαγές. Το τελικό βέλτιστο μοντέλο προκύπτει από την σύγκριση αποτελεσμάτων προερχόμενα από διαφορετικές παραμέτρους, ως προς το σφάλμα τους.

Προσπαθώντας να επεκτείνουμε την παραπάνω λογική, έγινε επίσης αναπροσαρμογή του υπάρχοντος μοντέλου ώστε να συμπεριλαμβάνει σαν είσοδο την προβλεπόμενη τιμή του φορτίου για το διάστημα στο οποίο καλείται να δώσει την πρόβλεψή του. Επομένως, οι προηγούμενες δομές των νευρωνικών αναπροσαρμόζονται ως εξής:

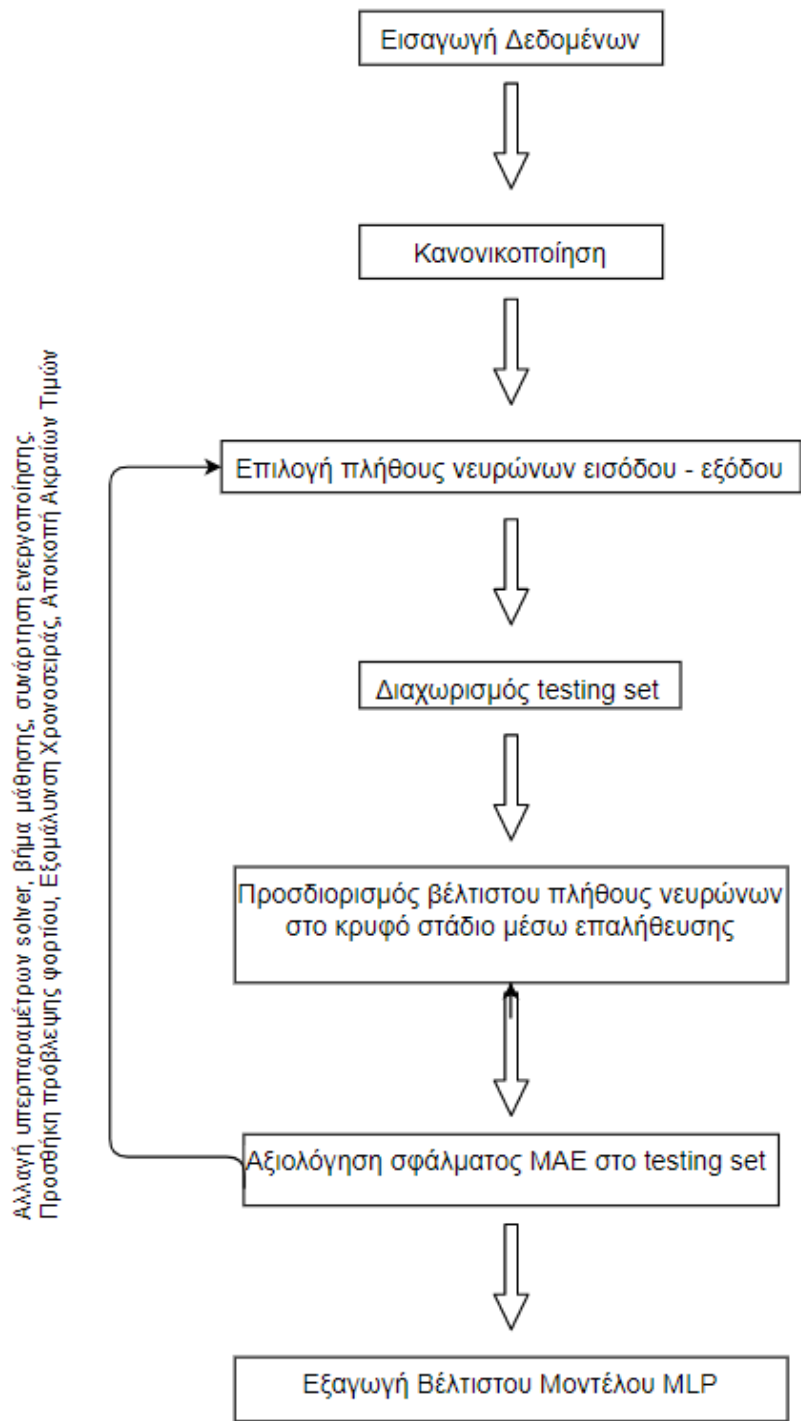
(7,1),(13,1),(25,1),(49,1) και (30,24),(36,24),(48,24),(72,24)

Οι προβλέψεις φορτίου πέρασαν και αυτές την διαδικασία της κανονικοποίησης. Όπως έχει αναλυθεί και στο 5.1, η ενέργεια αυτή εξετάζει την επίδραση της εντός της ημέρας εποχικότητας στο μοντέλο.

Επίσης, έγινε δοκιμή της χρήσης μεθόδου εξομάλυνσης στην προεπεξεργασία των δεδομένων και συγκεκριμένα του κινητού μέσου όρου 5 τιμών με βάρη [0.1, 0.1, 0.2, 0.3, 0.3]. Έτσι κάθε τιμή εξομαλύνεται με βάση τις τέσσερις παρελθοντικές της. Οι τέσσερις πρώτες τιμές των δεδομένων παρέμειναν οι ίδιες. Ο στόχος της κίνησης αυτής ήταν η μελέτη της συμπεριφοράς μάθησης του νευρωνικού σε μια πιο ομαλή χρονοσειρά, με λιγότερο ακραίες τιμές. Η εξομάλυνση πραγματοποιήθηκε μέσω της συνάρτησης smooth.

Τέλος, και πάλι στην λογική της μείωσης της επίδρασης των ακραίων τιμών εφαρμόστηκε μια πιο αυστηρή πολιτική διαχείρισής τους, μέσω αποκοπής. Αφού προσδιορίστηκαν στο 5.1 οι οριακές τιμές του 10% και του 90% των παρατηρήσεων στο 5.1, όλες οι κάτω ακραίες τιμές τέθηκαν ίσες με 37.503 (όριο 10%) και όλες οι άνω ακραίες τιμές τέθηκαν ίσες με 55.455 (όριο 90%).

Παρακάτω ακολουθεί η σχηματική περιγραφή της διαδικασίας.



Σχήμα 5.3-1. Συνοπτική Απεικόνιση της Προσομοίωσης με Πολυεπίπεδο Perceptron

## 5.4 Προσομοίωση Μεθόδου Δέντρου Απόφασης

Ο σχεδιασμός της προσομοίωσης της προβλεπτικής μεθόδου Δέντρο Απόφασης παρουσιάζει αρκετά κοινά σημεία με αυτήν του πολυεπίπεδου perceptron. Άλλωστε και οι δύο μέθοδοι στηρίζονται αλγοριθμικά στον κλάδο της υπολογιστικής ευφυΐας. Κύριο μέλημα σε αυτή την μέθοδο είναι η αύξηση της ακρίβειας της μεθόδου, πράγμα που επιτυγχάνεται με την αύξηση των κόμβων-φύλλων, αποφεύγοντας όμως την υπερπροσαρμογή.

Αναλυτικότερα, μετά την εισαγωγή των δεδομένων στο περιβάλλον της Rython κατά την διαδικασία που περιγράφηκε στο 5.1, έγινε η κανονικοποίησή τους. Συγκεκριμένα, επιλέχθηκε η μέθοδος της γραμμικής κανονικοποίησης στο διάστημα  $[0, 1]$ , χρησιμοποιώντας ως χαρακτηριστικές τιμές την μέγιστη και την ελάχιστη παρατήρηση. Το παραπάνω, υλοποιήθηκε με την συνάρτηση `scale_data`, η οποία παρατίθεται στο παράρτημα.

Ακολούθως, τα δεδομένα οργανώθηκαν σε πλειάδες διανυσμάτων, ανάλογα με την επιθυμητή δομή (αριθμός τιμών εισόδου και εξόδου) του νευρωνικού. Ο αριθμός εισόδου αποτελεί στην ουσία το σύνολο των χαρακτηριστικών από τα οποία εξάγονται οι επιλογές διακλάδωσης όπως έχει αναλυθεί και στην ενότητα 4.2. Το παραπάνω υλοποιήθηκε μέσω της συνάρτησης `nn_structure`. Πρόκειται για ένα ενδιάμεσο βήμα, ώστε στην συνέχεια να είναι εύκολη η τροφοδότηση συναρτήσεων με τις επιθυμητές τιμές-διανύσματα. Σε αντίθεση με την προηγούμενη προσομοίωση, αυτή την φορά επιλέχθηκαν σαν δομές (πλήθος κόμβων εισόδου, πλήθος κόμβων εξόδου) οι:

(6,1), (12,1), (24,1), (48,1)

Στην περίπτωση του δέντρου αποφάσεων το σύνολο των κόμβων-φύλλων αυξάνει δραματικά όσο αυξάνεται το πλήθος των τιμών εξόδου. Αρκεί να σκεφτεί κανείς ότι ακόμα και αν αποφασίσουμε ότι η ΟΤΣ μπορεί να πάρει τρεις μόνο διακριτές τιμές με ορίζοντα χρόνου 24 ωρών, το πλήθος των δυνατών φίλων είναι ο συνδυασμός των τριών τιμών στον ορίζοντα πρόβλεψης, δηλαδή  $3^{24} = 282.429.536.481$  τιμές. Γίνεται επομένως εμφανής ο λόγος που επιλέγεται η `rolling origin` προσέγγιση για τον σχεδιασμό αυτής της προσομοίωσης. Το μοντέλο επομένως παράγει πρόβλεψη για μία τιμή μπροστά, η οποία το ανατροφοδοτεί για την παραγωγή της επόμενης τιμής. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται επαναληπτικά (iterative) 24 φορές για την παραγωγή των προβλέψεων της επόμενης μέρας.

Στην συνέχεια, έγινε ο διαχωρισμός των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση του μοντέλου, δηλαδή η χρονοσειρά `testing set`. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε το τελευταίο 10% του πλήθους των συνολικών διαθέσιμων δεδομένων. Η υλοποίηση έγινε μέσω της συνάρτησης `split_tv_test`, η οποία παρατίθεται στο παράρτημα.

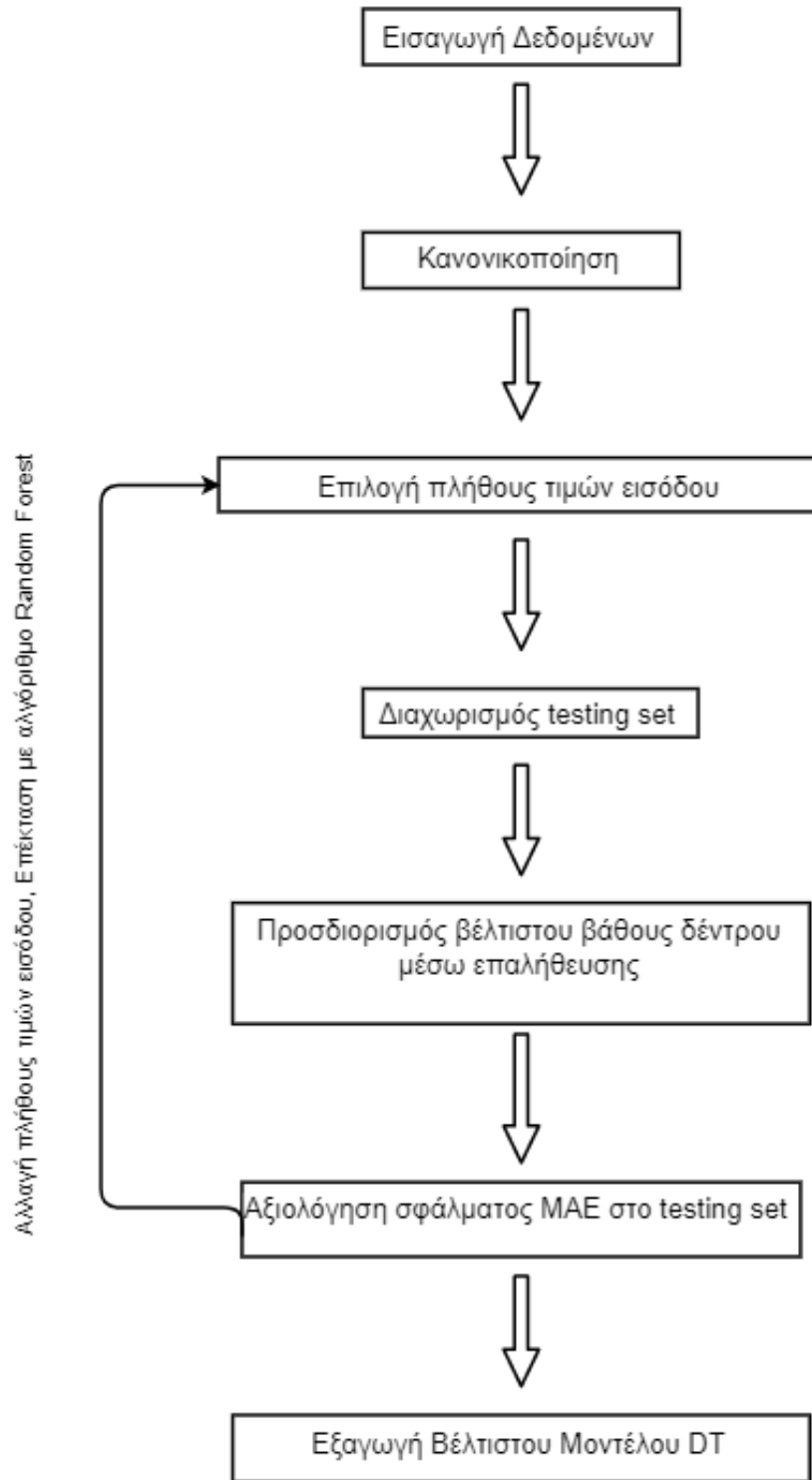
Το υπόλοιπο 90% των διαθέσιμων δεδομένων, αποτελεί την χρονοσειρά στην οποία θα πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση και η επαλήθευση, με άξονα την επιλογή βέλτιστων παραμέτρων για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Η μέθοδος επαλήθευσης που επιλέχθηκε είναι η διασταυρωμένη επικύρωση  $k$  επιπέδων για χρονοσειρές, όπως αυτή αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 3.3. Συγκεκριμένα, έγινε διαχωρισμός του δείγματος σε  $k = 5$  ομάδες, μέσω της βοηθητικής συνάρτησης `split_train_val`. Η τελευταία καθορίζει τους δείκτες στους οποίους

ξεκινά και ολοκληρώνεται κάθε training set και τους δείκτες που ξεκινά και ολοκληρώνεται το validation set που του αντιστοιχεί.

Στην συνέχεια, οι δείκτες αυτοί περνούν στην συνάρτηση validation. Εκεί πραγματοποιείται η εκπαίδευση του μοντέλου αλλάζοντας την παράμετρο του βάθους του δέντρου, σε κάθε ένα από τα πέντε training sets και υπολογίζεται το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) στα αντίστοιχα validation sets. Η τελική επίδοση κάθε νευρωνικού προκύπτει ως τον μέσο όρο των πέντε αυτών σφαλμάτων. Οι επιδόσεις συγκρίνονται και η βέλτιστη ρύθμιση του βάθους προκύπτει ως αυτή με το ελάχιστο μέσο σφάλμα στα πέντε validation sets. Η βελτιστοποίηση της υπερπαραμέτρου αυτής, δηλαδή το βάθος του δέντρου, γίνεται με κριτήριο την ελαχιστοποίηση του μέσου απόλυτου σφάλματος. Επίσης κάτι που αξίζει να σημειωθεί είναι ότι δεν τίθεται κάποιος περιορισμός ως προς το πλήθος των φύλλων του δέντρου. Έχει δοθεί πλήρη ευχέρεια στον αλγόριθμο εκπαίδευσης να αποφασίσει το βέλτιστο πλήθος φύλλων σε αναλογία πάντα με το βάθος που δίνεται σαν παράμετρος. Τα πιθανά πλήθη στο πείραμα αυτό λαμβάνονται από το διάστημα [3,10].

Τέλος, έχοντας αποφασίσει για την βέλτιστη δομή του νευρωνικού, μέσω της διαδικασίας της επαλήθευσης, η επίδοση του μοντέλου αξιολογείται κατά τα γνωστά πάνω στο testing set που είχε διαχωριστεί προηγουμένως. Σημειώνεται εδώ ότι τα κανονικοποιημένα δεδομένα πρέπει να μετασχηματιστούν στην αρχική τους μορφή, για την σωστή αξιολόγηση των σφαλμάτων. Τα παραπάνω υλοποιούνται μέσω της συνάρτησης `nh_test`, η οποία φυσικά παρατίθεται στο παράθεμα.

Στο κεφάλαιο 4.2 παρουσιάστηκε η λειτουργία του αλγορίθμου του τυχαίου ταξινομητή (random forest), σαν εργαλείο παραγωγής ακριβέστερων προβλέψεων και αποφυγής υπερπροσαρμογής. Η λογική αυτή υιοθετείται και στο πλαίσιο αυτής της προσομοίωσης, επεκτείνοντας την αρχική μέθοδο. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος υλοποιεί 100 δέντρα estimators που αποφασίζουν για το διαχωρισμό του δέντρου λαμβάνοντας υπόψιν το πολύ input/3 χαρακτηριστικά (δηλαδή 2,4,8,16 αντίστοιχα για τις παραπάνω δομές). Η τελική πρόβλεψη βγαίνει ως συνδυασμός των επιμέρους προβλέψεων των estimator.



Σχήμα 5.4-1. Συνοπτική Απεικόνιση της Προσομοίωσης με Δέντρο Απόφασης

## 5.5 Προσομοίωση Μεθόδου Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης

Είδαμε πιο πάνω, βλ. Κεφάλαιο 4.3, αναλυτικά την θεωρία πίσω από τις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης. Στο πλαίσιο της συγκεκριμένης διπλωματικής επιλέχθηκε η υλοποίηση της απλής εκθετικής εξομάλυνσης εκ των διαθέσιμων μεθόδων, αφού η χρονοσειρά της ΟΤΣ δεν χαρακτηρίζεται από τάση, αλλά μάλλον κινείται γύρω από τον μέσο όρο. Κύριο ζητούμενο σε τέτοιες περιπτώσεις είναι φυσικά ο προσδιορισμός του συντελεστή εξομάλυνσης της μεθόδου. Αναλυτικότερα παρουσιάζεται η μεθοδολογία παρακάτω.

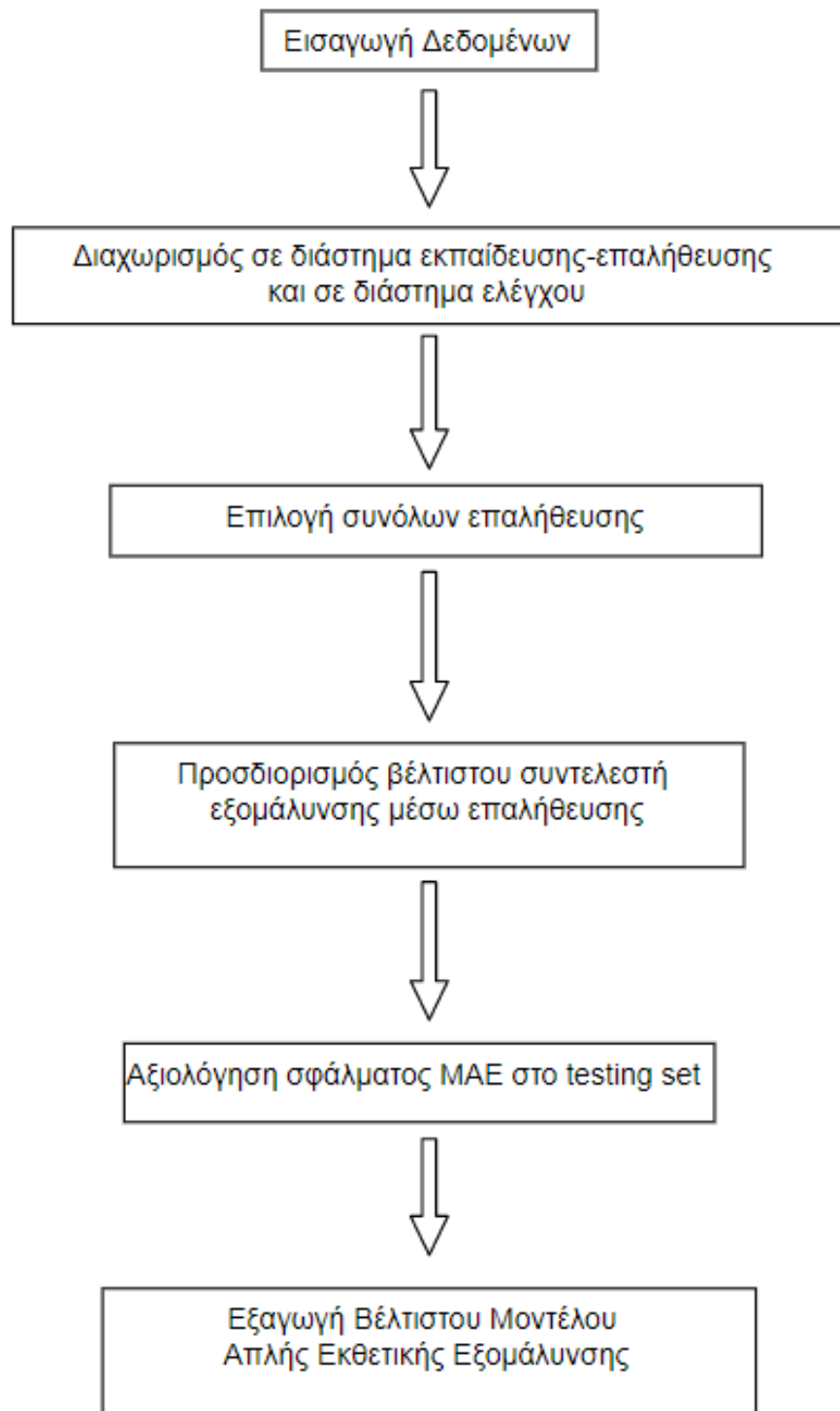
Σε αντίθεση με τις προηγούμενες μεθόδους έγινε απλά εισαγωγή των δεδομένων στο περιβάλλον της Python χωρίς να απαιτείται κάποιου είδους κανονικοποίηση. Επίσης σημειώνεται ότι εδώ δεν υπάρχει κάποια απόφαση που θα πρέπει να λάβει το μοντέλο σε σχέση με την μορφή των δεδομένων, αφού δεν υπάρχει μεταβλητό πλήθος εισόδων και εξόδων.

Στην συνέχεια η χρονοσειρά χωρίστηκε σε διάστημα εκπαίδευσης-επαλήθευσης, όπου λαμβάνεται η απόφαση για την βέλτιστη τιμή της παραμέτρου  $\alpha$  (συντελεστής εκθετικής εξομάλυνσης) και διάστημα ελέγχου, όπου αξιολογείται η μέθοδος. Ακολουθώντας την λογική των προηγούμενων προσομοιώσεων ο διαχωρισμός ήταν ο ίδιος, το πρώτο 90% της χρονοσειράς αποτέλεσε το διάστημα εκπαίδευσης-επαλήθευσης και το τελευταίο 10% το διάστημα ελέγχου της προβλεπτικής επίδοσης. Τα παραπάνω υλοποιήθηκαν με την συνάρτηση `split_tv_test`, η οποία παρατίθεται στο παράθεμα.

Η χρονοσειρά στην οποία θα πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση και η επαλήθευση (δηλαδή το πρώτο 90% των διαθέσιμων δεδομένων), θα καθορίσει τον βέλτιστο συντελεστή εξομάλυνσης με άξονα την ελαχιστοποίηση του σφάλματος. Για λόγους ομοιομορφίας των προσομοιώσεων δανειστήκαμε την λογική που εφαρμόζεται στις μεθόδους υπολογιστικής ευφυΐας, επιλέγοντας και πάλι την διασταυρωμένη επικύρωση  $k$  επιπέδων για χρονοσειρές, όπως αυτή αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 3.3. Συγκεκριμένα, έγινε διαχωρισμός του δείγματος σε  $k = 5$  ομάδες, μέσω της βοηθητικής συνάρτησης `split_train_val`. Η τελευταία καθορίζει τους δείκτες στους οποίους ξεκινά και ολοκληρώνεται κάθε training set και τους δείκτες που ξεκινά και ολοκληρώνεται το validation set που του αντιστοιχεί.

Στην συνέχεια, οι δείκτες αυτοί περνούν στην συνάρτηση validation. Εκεί πραγματοποιείται η εκπαίδευση των απλών εκθετικών εξομαλύνσεων με διαφορετικά  $\alpha$  σε κάθε ένα από τα πέντε training sets και υπολογίζεται το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) στα αντίστοιχα validation sets. Η τελική επίδοση κάθε μεθόδου, που χαρακτηρίζεται μονοσήμαντα από την τιμή της παραμέτρου  $\alpha$  που χρησιμοποιεί, προκύπτει ως ο μέσος όρος των πέντε αυτών σφαλμάτων. Οι επιδόσεις συγκρίνονται και επιλέγεται έτσι ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης ως αυτός με το ελάχιστο μέσο σφάλμα στα πέντε validation sets. Η πιθανές τιμές της παραμέτρου επιλέγονται από το διάστημα  $[0,1]$  κινούμενη με την γραμμική μέθοδο με βήμα 0.01.

Τέλος, έχοντας αποφασίσει για την βέλτιστη δομή του νευρωνικού, μέσω της διαδικασίας της επαλήθευσης, η επίδοση του μοντέλου αξιολογείται κατά τα γνωστά πάνω στο testing set που είχε διαχωριστεί προηγουμένως. Σημειώνεται εδώ η ιδιομορφία της μεθόδου απλής εκθετικής εξομάλυνσης όταν δεν υπάρχει διαθέσιμο σφάλμα κατά την οποία σαν πρόβλεψη επεκτείνεται η τελευταία παρατήρηση μέχρι να υπάρξουν διαθέσιμα σφάλματα και να γίνει αναπροσαρμογή της πρόβλεψης. Το παραπάνω σημαίνει πως η μέθοδος πρακτικά δίνει μία τιμή, χωρίς καθόλου διακυμάνσεις για την επόμενη ημέρα.



Σχήμα 5.5-1. Συνοπτική Απεικόνιση της Προσομοίωσης με Απλή Εκθετική Εξομάλυνση





## Κεφάλαιο 6 : Αποτελέσματα & Αξιολόγηση Μεθόδων

Στο παρόν Κεφάλαιο θα παρουσιαστούν και θα αναλυθούν όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις που περιγράφηκαν στο προηγούμενο Κεφάλαιο. Υπενθυμίζεται ότι οι προσομοιώσεις περιλάμβαναν τις μεθόδους του πολυεπίπεδου Percretron, των δέντρων απόφασης και της απλής εκθετικής εξομάλυνσης χρησιμοποιώντας πρωτίστως την χρονοσειρά της Οριακής Τιμής Συστήματος (ΟΤΣ) και βοηθητικά την χρονοσειρά της Πρόβλεψης Φορτίου της επόμενης μέρας.

Σαν κριτήριο αξιολόγησης των αποτελεσμάτων που προκύπτουν εφαρμόζοντας τις παραπάνω μεθόδους πρόβλεψης, θεωρείται η ελαχιστοποίηση του μέσου απόλυτου σφάλματος (MAE) όπως αυτό έχει αναλυθεί στην ενότητα 3.2. Ο δείκτης αυτό επιλέχθηκε κυρίως γιατί η έκφραση του αποτελέσματος γίνεται στις ίδιες μονάδες μέτρησης με την ΟΤΣ, γεγονός που διευκολύνει στην αξιολόγηση του σφάλματος σε σχέση με την μέση τιμή και τα άλλα χαρακτηριστικά χρονοσειράς.

### 6.1 Αποτελέσματα Μεθόδου Αναφοράς Naive

Κατά την ανάλυση της μεθοδολογίας της προσομοίωσης της μεθόδου αναφοράς που έγινε στην ενότητα 5.2, πραγματοποιήθηκε η αξιολόγηση της μεθόδου Naive και της επέκτασής της. Παρακάτω παρατίθενται τα σχετικά αποτελέσματα. Για λόγους πληρότητας και μεταγενέστερης σύγκρισης έχει υπολογιστεί το μέσο σφάλμα επαλήθευσης της μεθόδου (validation error) εκτός από το σφάλμα επί της χρονοσειράς ελέγχου (testing error).

Προσομοίωση Μεθόδου NAIVE	Validation Error MAE (€/kWh)	Testing Error MAE (€/kWh)
<b>ext-NAIVE ERROR</b>	4,8695	3,7152
<b>NAIVE ERROR</b>	6,3452	4,5107

Πίνακας 6.1-1. Αποτελέσματα Προσομοίωσης Μεθόδου Naive

Έχοντας υπολογίσει παραπάνω την τυπική απόκλιση της χρονοσειράς στα 10,31 €/kWh, θα μπορούσαμε να χαρακτηρίσουμε την απόδοση της Naive (και ακόμα περισσότερο της επέκτασής της) σαν αρκετά ικανοποιητική. Σε σχέση με μια πλήρως απλοϊκή εκτίμηση μέσου όρου, η επέκταση της Naive δίνει αρκετά καλύτερα αποτελέσματα, που υποδηλώνουν την ύπαρξη αυτοσυσχέτισης στην χρονοσειρά. Στην λογική αυτή περιμένουμε βελτίωση των προβλεπτικών αποτελεσμάτων με τις μεθόδους που λαμβάνουν υπ' όψιν τους τις τελευταίες διαθέσιμες χρονικά τιμές της ΟΤΣ. Παρόλα αυτά, έχει επισημανθεί πολλάκις στην βιβλιογραφία ότι σε

χρονοσειρές με υψηλή τυχαιότητα και θόρυβο η επίδοση απλοϊκά φαινομενικών μεθόδων, όπως η Naive, είναι συγκρίσιμη ή και πολλές φορές ανώτερη από αυτή πιο πολύπλοκων στατιστικών μεθόδων. Είναι φανερό τα διαγράμματα της ενότητας 5.1 ότι η OTS ανήκει στην κατηγορία αυτών των χρονοσειρών και η παραπάνω επισήμανση αναμένεται να επιβεβαιωθεί ως ένα βαθμό. Στόχος φυσικά είναι η μείωση του σφάλματος ελέγχου σε σχέση με την Naive, κάτι που υποδεικνύει ότι το μοντέλο που θα το πετύχει έχει υψηλότερη προβλεπτική δύναμη.

## 6.2 Αποτελέσματα Μεθόδου Πολυεπίπεδου Perceptron

Σύμφωνα με τον σχεδιασμό της διαδικασίας πρόβλεψης με το μοντέλο πολυεπίπεδου Perceptron, όπως αυτός αναλύθηκε στην ενότητα 5.3 έτρεξαν διάφορες προσομοιώσεις για τον προσδιορισμό των βέλτιστων υπερπαραμέτρων του μοντέλου (model fine tuning). Παρακάτω παρατίθενται αναλυτικά τα αποτελέσματά τους, αλλά και σχετικός σχολιασμός τους. Εξηγείται έτσι η πορεία των πειραμάτων, η οποία καθορίστηκε εν μέρει και αναδραστικά, μετά τα αποτελέσματα προσομοιώσεων που προηγήθηκαν.

Υπενθυμίζουμε ότι για κάθε δομή επιλέγεται το πλήθος νευρώνων που ελαχιστοποιεί το σφάλμα επαλήθευσης και σχηματίζεται έτσι το βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο. Το τελευταίο εκπαιδεύεται στο πρώτο 90% των δεδομένων και αξιολογείται στο τελευταίο 10%, από όπου και προκύπτει το σφάλμα ελέγχου.

Αρχικά η επιλογή εστιάστηκε στην επιλογή του αλγόριθμου εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή πρακτικά στον αλγόριθμο ελαχιστοποίησης της συνάρτησης κόστους. Δοκιμάστηκαν οι αλγόριθμοι adam και lbfgs. Ο adam πρόκειται για έναν στοχαστικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης, πολύ κοντά στην λογική του κλασσικού αλγορίθμου gradient descent (πτώσης κλίσης). Από την άλλη ο lbfgs προσεγγίζει περισσότερο την μέθοδο Quasi-Newton για την εύρεση του ολικού ελαχίστου της συνάρτησης κόστους. Τα αποτελέσματα παρατίθενται για διάφορες συναρτήσεις ενεργοποίησης παρακάτω στους Πίνακες 6.2-1 έως και 6.2-4.

Από την αρχική αυτή ανάλυση προκύπτει σχετικά άμεσα το συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος lbfgs υπερτερεί έναντι του adam κυρίως για δύο λόγους. Σε πρώτη φάση φαίνεται από τους μέσους όρους των σφαλμάτων επί validation set (αλλά και στο αντίστοιχο testing – χωρίς όμως αυτό να αποτελεί επαρκές κριτήριο) ότι ο lbfgs οδηγεί το νευρωνικό σε καλύτερη προσαρμογή και μικρότερα σφάλματα. Επιπρόσθετα, τα αποτελέσματα του είναι πολύ περισσότερο εύρωστα (model robustness) καθώς οι διακυμάνσεις που προκαλούνται από τις αλλαγές του πλήθους των κρυμμένων νευρώνων είναι αρκετά μικρές σε σχέση με αυτές του αλγορίθμου adam, στον οποίο παρατηρείται άτακτη συμπεριφορά. Προκύπτει έτσι ότι η σύγκλιση στην περίπτωση του lbfgs έχει μεγαλύτερη ευστάθεια που είναι βασικό στοιχείο αξιολόγησης της προβλεπτικής ικανότητας ενός μοντέλου. Για το λόγο αυτό οι μετέπειτα προσπάθειες θα χρησιμοποιούν αυτόν τον αλγόριθμο.

Παράλληλα από την παραπάνω διαδικασία παρατηρείται ότι ήδη κάποια μοντέλα καταφέρνουν να ξεπεράσουν το benchmark που τέθηκε στην ενότητα 6.1 από την μέθοδο Naive. Γενικά το κοινό χαρακτηριστικό τους ήταν το μεγάλο πλήθος εισόδων. Αυτό είναι μάλλον κάτι που θα περίμενε κανείς, αφού οι πολλές εισοδοί επιτρέπουν καλύτερο fit στο νευρωνικό, με άλλα λόγια το διευκολύνουν να μάθει τις ιδιαιτερότητες της χρονοσειράς.

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Identity</b>					
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	Adam Validation Error (MAE - €/kWh)	Adam Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	5,562	4,623	6,654	4,062
	6	8,271		6,669	
	12	7,551		6,707	
12,1	6	15,956		5,651	
	12	4,901	3,703	5,609	3,858
	24	31,868		5,670	
24,1	12	7,590		3,849	
	24	4,262		3,839	3,413
	48	3,939	3,465	3,843	
48,1	24	9,369		3,782	
	48	6,650		3,809	
	96	5,981	3,346	3,756	3,231
6,24	3	6,567		4,382	
	6	4,662	4,173	4,398	
	12	5,034		4,422	3,871
12,24	6	6,618		4,131	
	12	6,744		4,146	
	24	4,736	4,394	4,145	3,553
24,24	12	10,451		4,127	3,288
	24	4,605		4,131	
	48	4,761	4,225	4,133	
48,24	24	5,948		4,190	3,139
	48	4,445		4,250	
	96	4,380	3,845	4,262	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>7,535</b>	<b>3,972</b>	<b>4,606</b>	<b>3,552</b>

Πίνακας 6.2-1. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - identity

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: logistic					
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	Adam Validation Error (MAE - €/kWh)	Adam Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	7,095		7,971	
	6	6,986	4,618	8,087	
	12	7,347		7,862	5,048
12,1	6	6,029	4,439	6,212	
	12	7,046		6,479	
	24	6,503		5,625	3,860
24,1	12	6,035		3,975	
	24	5,996		3,987	
	48	5,058	3,588	3,973	3,637
48,1	24	5,052		3,781	
	48	4,226		3,809	
	96	3,948	3,766	3,756	3,231
6,24	3	7,242		4,270	
	6	6,893	4,361	4,352	
	12	7,614		4,311	3,800
12,24	6	5,783		4,180	3,351
	12	8,187	4,075	4,265	
	24	6,476		4,278	
24,24	12	6,225	4,116	4,164	
	24	8,253		4,140	
	48	6,687		4,073	3,306
48,24	24	5,600		4,169	3,136
	48	5,265	3,685	4,197	
	96	5,327		4,227	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>6,286</b>	<b>4,081</b>	<b>4,839</b>	<b>3,671</b>

Πίνακας 6.2-2. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - logistic

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: relu					
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	Adam Validation Error (MAE - €/kWh)	Adam Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	5,544	4,621	6,711	4,046
	6	10,789		7,049	
	12	6,497		7,955	
12,1	6	6,834		6,125	4,095
	12	4,875		6,371	
	24	20,582	4,321	6,695	
24,1	12	31,727		4,101	
	24	4,186	3,996	3,893	3,543
	48	4,721		4,217	
48,1	24	4,240		3,974	
	48	4,289		3,867	
	96	4,099	3,425	3,846	3,186
6,24	3	7,199		4,352	
	6	5,278		4,392	
	12	4,966	4,313	4,256	3,789
12,24	6	6,222		4,219	
	12	5,438		4,043	3,366
	24	4,757	4,103	4,174	
24,24	12	8,342		4,157	
	24	4,744	4,032	4,055	3,415
	48	7,429		4,163	
48,24	24	4,714		4,209	
	48	4,783		4,116	
	96	4,401	3,583	4,211	3,110
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>7,361</b>	<b>4,049</b>	<b>4,798</b>	<b>3,569</b>

Πίνακας 6.2-3. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - relu

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: tanh</b>					
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	Adam Validation Error (MAE - €/kWh)	Adam Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	7,146	4,885	8,006	
	6	7,828		7,046	4,316
	12	7,295		7,290	
12,1	6	9,362		6,905	
	12	4,927	4,709	6,870	
	24	33,161		5,912	4,216
24,1	12	9,484		5,319	
	24	4,556		4,031	
	48	4,237	3,557	3,873	3,594
48,1	24	6,604		4,125	
	48	5,002		3,867	3,356
	96	5,122	4,159	3,888	
6,24	3	7,199		4,453	
	6	5,277		4,425	
	12	4,965	4,313	4,233	3,777
12,24	6	6,228		4,232	
	12	6,947		4,148	3,397
	24	4,593	4,408	4,304	
24,24	12	6,226	4,116	4,112	3,272
	24	8,253		4,344	
	48	6,687		4,325	
48,24	24	6,876		4,307	3,088
	48	4,595		4,385	
	96	4,401	3,831	4,329	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>7,374</b>	<b>4,247</b>	<b>4,947</b>	<b>3,627</b>

Πίνακας 6.2-4. Συγκριτικά Αποτελέσματα Αλγορίθμων Επίλυσης MLP - tanh

Στην συνέχεια τα πειράματα εστιάστηκαν στον προσδιορισμό του βέλτιστου ρυθμού ή βήματος μάθησης (learning rate  $\alpha$ ). Σκοπός είναι να αξιολογηθεί κατά πόσο η αλλαγή σε αυτή την παράμετρο επηρεάζει την προβλεπτική απόδοση των νευρωνικών δικτύων, επιτρέποντάς τους καλύτερη προσαρμογή στα δεδομένα.

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Identity</b>					
		alpha=0.0001		alpha=0.01	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	6,654	4,062	6,648	
	6	6,669		6,674	
	12	6,707		6,695	4,047
12,1	6	5,651		5,745	
	12	5,609	3,858	5,657	3,890
	24	5,670		5,748	
24,1	12	3,849		3,840	
	24	3,839	3,413	3,837	
	48	3,843		3,810	3,458
48,1	24	3,782		3,806	
	48	3,809		3,794	
	96	3,756	3,231	3,768	3,172
6,24	3	4,382		4,375	3,873
	6	4,398		4,399	
	12	4,422	3,871	4,429	
12,24	6	4,131		4,149	
	12	4,146		4,140	3,515
	24	4,145	3,553	4,159	
24,24	12	4,127	3,288	4,108	
	24	4,131		4,131	
	48	4,133		4,140	3,295
48,24	24	4,190	3,139	4,174	3,112
	48	4,250		4,226	
	96	4,262		4,265	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,606</b>	<b>3,552</b>	<b>4,613</b>	<b>3,545</b>

Πίνακας 6.2-5. Συγκριτικά Αποτελέσματα Βήματος Μάθησης MLP - identity

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: logistic					
		alpha=0.0001		alpha=0.01	
Δομη (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	7,971		7,841	
	6	8,087		7,791	
	12	7,862	5,048	7,773	5,050
12,1	6	6,212		5,830	4,297
	12	6,479		6,272	
	24	5,625	3,860	5,942	
24,1	12	3,975		3,975	
	24	3,987		3,961	3,568
	48	3,973	3,637	4,019	
48,1	24	3,781		3,973	
	48	3,809		4,037	
	96	3,756	3,231	3,914	3,584
6,24	3	4,270		4,343	3,889
	6	4,352		4,423	
	12	4,311	3,800	4,470	
12,24	6	4,180	3,351	4,093	3,368
	12	4,265		4,238	
	24	4,278		4,136	
24,24	12	4,164		4,158	
	24	4,140		4,138	3,381
	48	4,073	3,306	4,299	
48,24	24	4,169	3,136	4,089	3,187
	48	4,197		4,116	
	96	4,227		4,133	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,839</b>	<b>3,671</b>	<b>4,832</b>	<b>3,790</b>

Πίνακας 6.2-6. Συγκριτικά Αποτελέσματα Βήματος Μάθησης MLP - logistic

Κατά την αλλαγή της παραμέτρου  $\alpha$  που αναφέρεται στον ρυθμό μάθησης δεν παρατηρήθηκαν αξιοσημείωτες αλλαγές στην επίδοση των νευρωνικών δικτύων. Παραπάνω παρατίθενται ενδεικτικά πίνακες τιμών για συνάρτηση ενεργοποίησης identity και logistic. Για τον λόγο αυτό προχωράμε τις προσομοιώσεις με την προεπιλεγμένη τιμή 0.0001.



Τα πειράματα συνεχίστηκαν με την προσπάθεια ένταξης του νέου χαρακτηριστικού της πρόβλεψης (ή εκτίμησης) φορτίου στην προβλεπτική διαδικασία. Συγκεκριμένα εντάσσονται σαν νευρώνες εισόδων τα εκτιμώμενα φορτία που αφορούν τις προβλέψεις της Ο.Τ.Σ. τις οποίες καλείται να δώσει το νευρωνικό. Στην fixed origin μεθοδολογία, αυτές είναι 24, ενώ στην rolling origin αυτή είναι η αμέσως επόμενη.

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Identity</b>					
		Αρχικά Μοντέλα		Προσθήκη Πρόβλεψης Φορτίου	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	6,654	4,062	6,683	
	6	6,669		6,677	
	12	6,707		6,630	3,853
12,1	6	5,651		6,135	3,731
	12	5,609	3,858	6,167	
	24	5,670		6,206	
24,1	12	3,849		4,187	3,423
	24	3,839	3,413	4,257	
	48	3,843		4,208	
48,1	24	3,782		4,182	3,182
	48	3,809		4,283	
	96	3,756	3,231	4,239	
6,24	3	4,382		5,048	3,617
	6	4,398		5,156	
	12	4,422	3,871	5,142	
12,24	6	4,131		4,914	
	12	4,146		4,905	
	24	4,145	3,553	4,914	3,159
24,24	12	4,127	3,288	4,779	3,260
	24	4,131		4,787	
	48	4,133		4,793	
48,24	24	4,190	3,139	4,488	3,150
	48	4,250		4,538	
	96	4,262		4,574	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,606</b>	<b>3,552</b>	<b>5,079</b>	<b>3,422</b>

Πίνακας 6.2-7. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - identity με Πρόβλεψη Φορτίου

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: logistic</b>					
		Αρχικά Μοντέλα		Προσθήκη Πρόβλεψης Φορτίου	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	7,971		7,272	
	6	8,087		6,881	
	12	7,862	5,048	6,830	3,952
12,1	6	6,212		6,350	3,687
	12	6,479		6,596	
	24	5,625	3,860	6,759	
24,1	12	3,975		4,421	
	24	3,987		4,650	
	48	3,973	3,637	4,377	3,589
48,1	24	3,781		4,632	
	48	3,809		4,482	3,476
	96	3,756	3,231	4,842	
6,24	3	4,270		4,920	
	6	4,352		4,910	
	12	4,311	3,800	4,979	3,204
12,24	6	4,180	3,351	5,211	
	12	4,265		5,226	3,268
	24	4,278		5,093	
24,24	12	4,164		4,833	3,252
	24	4,140		4,868	
	48	4,073	3,306	4,926	
48,24	24	4,169	3,136	4,553	3,235
	48	4,197		4,719	
	96	4,227		4,722	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,839</b>	<b>3,671</b>	<b>5,294</b>	<b>3,458</b>

Πίνακας 6.2-8. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - logistic με Πρόβλεψη Φορτίου

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: relu</b>					
		Αρχικά Μοντέλα		Προσθήκη Πρόβλεψης Φορτίου	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	6,711	4,046	6,816	3,917
	6	7,049		7,163	
	12	7,955		7,226	
12,1	6	6,125	4,095	6,056	3,673
	12	6,371		6,528	
	24	6,695		6,440	
24,1	12	4,101		4,646	
	24	3,893	3,543	4,386	3,551
	48	4,217		4,488	
48,1	24	3,974		4,608	
	48	3,867		4,412	
	96	3,846	3,186	4,116	3,214
6,24	3	4,352		4,682	3,766
	6	4,392		5,229	
	12	4,256	3,789	5,042	
12,24	6	4,219		6,888	
	12	4,043	3,366	4,670	3,702
	24	4,174		4,989	
24,24	12	4,157		4,725	3,290
	24	4,055	3,415	4,730	
	48	4,163		4,584	
48,24	24	4,209		4,485	
	48	4,116		4,379	3,172
	96	4,211	3,110		
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,798</b>	<b>3,569</b>	<b>5,273</b>	<b>3,536</b>

Πίνακας 6.2-9. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - relu με Πρόβλεψη Φορτίου

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: tanh					
		Αρχικά Μοντέλα		Προσθήκη Πρόβλεψης Φορτίου	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
6,1	3	8,006		6,894	3,798
	6	7,046	4,316	7,161	
	12	7,290		7,073	
12,1	6	6,905		7,017	
	12	6,870		6,615	
	24	5,912	4,216	6,572	4,094
24,1	12	5,319		4,935	
	24	4,031		4,352	3,582
	48	3,873	3,594	4,400	
48,1	24	4,125		4,409	
	48	3,867	3,356	4,506	
	96	3,888		4,289	3,319
6,24	3	4,453		5,063	3,560
	6	4,425		5,208	
	12	4,233	3,777	5,198	
12,24	6	4,232		4,901	3,182
	12	4,148	3,397	5,064	
	24	4,304		4,980	
24,24	12	4,112	3,272	4,853	
	24	4,344		4,779	3,400
	48	4,325		4,916	
48,24	24	4,307	3,088	4,542	3,217
	48	4,385		4,626	
	96	4,329		4,614	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,947</b>	<b>3,627</b>	<b>5,290</b>	<b>3,519</b>

Πίνακας 6.2-10. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP -tanh με Πρόβλεψη Φορτίου

Η προσθήκη της χρονοσειράς πρόβλεψης φορτίου είχε μεν μια μικρή θετική επίδραση σε ό,τι αφορά τον μέσο όρο επίδοσης των μοντέλων, όμως αυτή προέρχεται από την βελτίωση των μοντέλων εκείνων που δεν ήταν ιδιαίτερα ακριβή (αυτά με τις λίγες εισόδους). Κάτι τέτοιο είναι

λογικό, γιατί τα μοντέλα αυτά δεν έχουν αντιλαμβάνονται την ημερήσια εποχικότητα λόγω των μικρού πλήθους παρελθόντων τιμών (< 24) που έχουν διαθέσιμα για πρόβλεψη. Στις περιπτώσεις αυτές η χρονοσειρά πρόβλεψης φορτίου λειτουργεί ως δείκτης εποχικότητας, βελτιώνοντας την ακρίβεια.

Αντίθετα, στις περιπτώσεις που τα μοντέλα ήταν ήδη σχετικά ακριβή, δηλαδή αυτά με τιμές που εκτεινόταν προς τα πίσω για πάνω από 24 ώρες, η προσθήκη της χρονοσειράς πρόβλεψης φορτίου λειτούργησε ανασταλτικά. Αν θεωρήσουμε ότι δύο από τους παράγοντες που επηρεάζουν την πραγματική ΟΤΣ είναι η εποχικότητα και η τυχαιότητα, φαίνεται πως αυτά τα μοντέλα αυτά μπορούν να τους σταθμίσουν κατάλληλα. Η προσθήκη επιπλέον χαρακτηριστικών που εστιάζουν στην εποχική συμπεριφορά της χρονοσειράς οδηγούν ενδεχομένως στον υπερτονισμό αυτού τον παράγοντα και τελικά σε υποδεέστερη επίδοση.

Κατά την γραφική αναπαράσταση της χρονοσειράς των δεδομένων και της αντίστοιχης των προβλέψεων παρατηρήθηκαν σε αρκετές περιπτώσεις μεγάλα σφάλματα στις περιόδους μετά από ακραίες τιμές. Για τον σκοπό αυτό επιχειρήθηκε η εξομάλυνση της χρονοσειράς, πριν χρησιμοποιηθεί σαν είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο, με Κινητό Μέσο Όρο 5 στοιχείων. Παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα, για τα πιο ακριβή μοντέλα.

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Identity					
		Αρχικά Μοντέλα		Εξομάλυνση χρονοσειράς	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	3,849		5,237	6,295
	24	3,839	3,413	5,634	
	48	3,843		5,580	
48,1	24	3,782		6,258	
	48	3,809		5,783	
	96	3,756	3,231	5,789	6,968
24,24	12	4,127	3,288	4,082	3,262
	24	4,131		4,106	
	48	4,133		4,086	
48,24	24	4,190	3,139	4,152	
	48	4,250		4,152	3,117
	96	4,262		4,191	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,606</b>	<b>3,552</b>	<b>4,921</b>	<b>4,911</b>

Πίνακας 6.2-11. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - identity με Εξομάλυνση Χρονοσειράς

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: logistic					
		Αρχικά Μοντέλα		Εξομάλυνση χρονοσειράς	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	3,975		4,910	
	24	3,987		4,311	
	48	3,973	3,637	3,903	3,953
48,1	24	3,781		4,661	
	48	3,809		4,260	3,763
	96	3,756	3,231	4,437	
24,24	12	4,164		4,152	
	24	4,140		4,062	3,289
	48	4,073	3,306	4,103	
48,24	24	4,169	3,136	4,074	
	48	4,197		4,146	3,290
	96	4,227		4,116	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,839</b>	<b>3,671</b>	<b>4,261</b>	<b>3,574</b>

Πίνακας 6.2-12. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - logistic με Εξομάλυνση Χρονοσειράς

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: relu					
		Αρχικά Μοντέλα		Εξομάλυνση χρονοσειράς	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	4,101		7,704	7,035
	24	3,893	3,543	8,504	
	48	4,217		8,837	
48,1	24	3,974		6,378	
	48	3,867		5,769	5,100
	96	3,846	3,186	12,152	
24,24	12	4,157		4,032	

	24	4,055	3,415	4,182	
	48	4,163		4,004	3,235
48,24	24	4,209		3,980	3,166
	48	4,116		4,158	
	96	4,211	3,110	4,118	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,798</b>	<b>3,569</b>	<b>6,151</b>	<b>4,634</b>

Πίνακας 6.2-13. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - relu με Εξομάλυνση Χρονοσειράς

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: tanh</b>					
		Αρχικά Μοντέλα		Εξομάλυνση χρονοσειράς	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	5,319		6,218	
	24	4,031		6,236	
	48	3,873	3,594	6,206	5,977
48,1	24	4,125		6,387	
	48	3,867	3,356	5,973	6,200
	96	3,888		6,203	
24,24	12	4,112	3,272	4,107	3,255
	24	4,344		4,262	
	48	4,325		4,229	
48,24	24	4,307	3,088	4,181	3,151
	48	4,385		4,184	
	96	4,329		4,388	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,947</b>	<b>3,627</b>	<b>5,214</b>	<b>4,646</b>

Πίνακας 6.2-14. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - tanh με Εξομάλυνση Χρονοσειράς

Από τα παραπάνω βλέπουμε ότι ούτε αυτή η προσέγγιση βοηθά ιδιαίτερα στην μείωση του προβλεπτικού σφάλματος. Ιδιαίτερα στην rolling origin μεθοδολογία δυσχεραίνει αρκετά τα πράγματα. Ο λόγος είναι ότι το νευρωνικό μαθαίνει να είναι πιο ευαίσθητο σε αλλαγές των μεταβλητών εισόδου, λόγω του ότι περιμένει να εξηγήσει τις ίδιες μεγάλες μεταβολές στην έξοδο με πιο ομαλή είσοδο. Οι προβλέψεις στην rolling origin ανταποκρίνονται στο φάσμα τιμών εξόδου, χρησιμοποιούνται όμως και σαν εισοδοί. Έτσι οι επόμενες τιμές είναι πολύ περισσότερο ασταθείς και οδηγούν σε μεγαλύτερο σφάλμα. Στην μεθοδολογία fixed origin, το πρόβλημα αυτό δεν είναι υπαρκτό, όμως και πάλι δεν εντοπίζεται κάποια αισθητή βελτίωση στην ακρίβεια.

Τέλος, για τον περιορισμό των αρνητικών επιδράσεων από τις ακραίες τιμές έγινε δοκιμή της αποκοπής των εν λόγω δεδομένων (outliers trimming). Έγινε αποκοπή του άνω και κάτω 10% των τιμών με τα αποτελέσματα να παρατίθενται πιο κάτω.

<b>Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Identity</b>					
		Αρχικά Μοντέλα		Αποκοπή Ακραίων Τιμών	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	3,849		1,890	
	24	3,839	3,413	1,888	
	48	3,843		1,882	3,211
48,1	24	3,782		1,846	
	48	3,809		1,839	2,960
	96	3,756	3,231	1,845	
24,24	12	4,127	3,288	2,096	
	24	4,131		2,094	3,061
	48	4,133		2,097	
48,24	24	4,190	3,139	2,113	2,957
	48	4,250		2,120	
	96	4,262		2,124	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,606</b>	<b>3,552</b>	<b>1,324</b>	<b>3,047</b>

Πίνακας 6.2-15. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - identity με Αποκοπή Ακραίων Τιμών



Συνάρτηση Ενεργοποίησης: logistic					
		Αρχικά Μοντέλα		Αποκοπή Ακραίων Τιμών	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	3,975		2,004	
	24	3,987		1,952	
	48	3,973	3,637	1,928	3,313
48,1	24	3,781		1,876	
	48	3,809		1,923	
	96	3,756	3,231	1,870	3,023
24,24	12	4,164		2,090	
	24	4,140		2,064	3,150
	48	4,073	3,306	2,088	
48,24	24	4,169	3,136	2,092	3,036
	48	4,197		2,095	
	96	4,227		2,161	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,839</b>	<b>3,671</b>	<b>1,341</b>	<b>3,130</b>

Πίνακας 6.2-16. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - logistic με Αποκοπή Ακραίων Τιμών

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: relu					
		Αρχικά Μοντέλα		Αποκοπή Ακραίων Τιμών	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	4,101		1,947	
	24	3,893	3,543	1,932	3,304
	48	4,217		2,038	
48,1	24	3,974		1,932	3,025
	48	3,867		1,949	
	96	3,846	3,186	1,966	
24,24	12	4,157		2,126	3,090

	24	4,055	3,415	2,104	
	48	4,163		2,142	
48,24	24	4,209		2,067	3,014
	48	4,116		2,119	
	96	4,211	3,110	2,109	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,798</b>	<b>3,569</b>	<b>1,357</b>	<b>3,108</b>

Πίνακας 6.2-17. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - relu με Αποκοπή Ακραίων Τιμών

Συνάρτηση Ενεργοποίησης: tanh					
		Αρχικά Μοντέλα		Αποκοπή Ακραίων Τιμών	
Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Validation Error (MAE - €/kWh)	LBFGS Testing Error (MAE - €/kWh)
24,1	12	5,319		2,136	
	24	4,031		2,086	
	48	3,873	3,594	1,935	3,376
48,1	24	4,125		2,233	
	48	3,867	3,356	2,018	
	96	3,888		1,869	3,009
24,24	12	4,112	3,272	2,097	
	24	4,344		2,091	3,156
	48	4,325		2,094	
48,24	24	4,307	3,088	2,076	3,052
	48	4,385		2,147	
	96	4,329		2,163	
<b>Μέσος Όρος</b>		<b>4,947</b>	<b>3,627</b>	<b>1,386</b>	<b>3,148</b>

Πίνακας 6.2-18. Συγκριτικά Αποτελέσματα MLP - tanh με Αποκοπή Ακραίων Τιμών

Η σύγκριση στην περίπτωση αυτή δεν είναι εφικτή μέσω του σφάλματος επαλήθευσης, αφού η χρονοσειρά δεν περιέχει πλέον τις ακραίες τιμές που ευθύνονται σε μεγάλο βαθμό για τα σφάλματα. Βλέπουμε όμως ότι επί του ίδιου testing set τα σφάλματα είναι αισθητά μειωμένα, οδηγώντας στα βέλτιστα μοντέλα της μεθόδου πολυεπίπεδου perceptron (MLP). Τα τελευταία ξεπερνούν το μοντέλο benchmark της Naive κατά ένα εύλογο ποσοστό.

Συνολικά, ολοκληρώνοντας όλες τις δοκιμές προκύπτει το ακόλουθο MLP ως το μοντέλο με τις ακριβέστερες προβλέψεις:

<b>MULTI-LAYER PERCEPTRON Optimal Parameters</b>	Δομή (πλήθος εισόδων, πλήθος εξόδων)	<b>48,24</b>
	Πλήθος Νευρώνων Κρυμμένου Επιπέδου	<b>24</b>
	Χρήση Χρονοσειράς "Πρόβλεψη Φορτίου"	<b>OXI</b>
	Εξομάλυνση Χρονοσειράς (KMO5) πριν την είσοδο	<b>OXI</b>
	Αποκοπή Ακραίων Τιμών	<b>NAI - 10%</b>
	Αλγόριθμος Επίλυσης	<b>LBFGS</b>
	Συνάρτηση Ενεργοποίησης	<b>identity</b>
	Ρυθμός Μάθησης (alpha)	<b>0,0001</b>
	Testing Error (MAE - €/kWh)	<b>2,957</b>

Πίνακας 6.2-19. Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Παραμέτρων Μοντέλου MLP

### 6.3 Αποτελέσματα Μεθόδου Δέντρου Απόφασης

Σύμφωνα με τον σχεδιασμό της διαδικασίας πρόβλεψης με το μοντέλο Δέντρου Απόφασης, όπως αυτός αναλύθηκε στην ενότητα 5.4 έτρεξαν διάφορες προσομοιώσεις για τον προσδιορισμό των βέλτιστων υπερπαραμέτρων του μοντέλου (model fine tuning). Παρακάτω παρατίθενται αναλυτικά τα αποτελέσματά τους, αλλά και σχετικός σχολιασμός τους.

Δομή Δεδομένων (6,1)	Validation Error		Testing Error	Random Forest
	Depth	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh
	3	4,300		
	4	4,225		
	5	4,209	3,846	3,871
	6	4,531		
	7	4,804		
	8	4,812		
	9	4,871		
	10	4,893		

Πίνακας 6.3-1. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (6,1)

Δομή Δεδομένων (12,1)	Validation Error		Testing Error	Random Forest
	Depth	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh
	3	4,301		
	4	4,226		
	5	4,222	3,846	3,781
	6	4,532		
	7	4,661		
	8	4,842		
	9	4,723		
	10	4,892		

Πίνακας 6.3-2. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (12,1)

Δομή Δεδομένων (24,1)	Validation Error		Testing Error	Random Forest
	Depth	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh
	3	4,304		
	4	4,233		
	5	4,263		
	6	4,066	3,969	3,882
	7	4,132		
	8	4,768		
	9	4,637		
	10	4,664		

Πίνακας 6.3-3. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (24,1)

Δομή Δεδομένων (48,1)	Validation Error		Testing Error	Random Forest
	Depth	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh	MAE - €/kWh
	3	4,251		
	4	4,182	4,015	3,937
	5	4,236		
	6	4,226		
	7	4,207		
	8	4,446		
	9	4,811		
	10	5,111		

Πίνακας 6.3-4. Αποτελέσματα Decision Tree δομής (48,1)

Παρατηρούμε ότι η παράμετρος του βάθους του δέντρου επηρεάζει μεν την προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα, όχι όμως σε τεράστιο βαθμό. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν σαν βέλτιστο βάθος δέντρου 4-6, το οποίο είναι αρκετά μικρό ώστε να μην υπάρχει κίνδυνος υπερπροσαρμογής, αλλά αρκετά μεγάλο για να περιγράψει επαρκώς τα δεδομένα. Φαίνεται όμως από την σύγκριση του σφάλματος ελέγχου με αυτά των προηγούμενων κεφαλαίων ότι η μέθοδος αυτή δεν είναι τόσο πιο ακριβής προβλεπτικά.

Με σκοπό την βελτίωση των αποτελεσμάτων, η προσομοίωση επεκτάθηκε με την προσθήκη του αλγορίθμου του τυχαίου ταξινομητή (random forest), όπως αυτός έχει περιγραφεί σε

προηγούμενα κεφάλαια. Η επίδοση των μοντέλων παρουσίασε γενικά έτσι μια μικρή βελτίωση, όχι όμως αρκετή για να είναι ανταγωνιστικά σε σχέση με τα MLP. Το παραπάνω γίνεται εμφανές και από την αδυναμία των Decision Tree αλλά και Random Forest να ξεπεράσουν σε επίδοση την μέθοδο αναφοράς Naive.

#### 6.4 Αποτελέσματα Μεθόδου Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης

Σύμφωνα με τον σχεδιασμό της διαδικασίας πρόβλεψης με το μοντέλο Δέντρου Απόφασης, όπως αυτός αναλύθηκε στην ενότητα 5.5 έτρεξαν διάφορες προσομοιώσεις για τον προσδιορισμό των βέλτιστων υπερπαραμέτρων και συγκεκριμένα του συντελεστή εξομάλυνσης  $\alpha$ . Η διερεύνηση έγινε στο διάστημα  $[0,1]$  με βήμα 0.01 .

Στο σημείο αυτό λήφθηκε η απόφαση για μη αποεποχικοποίηση των δεδομένων της ΟΤΣ. Εκτιμήθηκε ότι η παρουσία της εποχικής συμπεριφοράς δεν ήταν τόσο ισχυρή για να αιτιολογεί τον χειρισμό της ΟΤΣ σαν μια χρονοσειρά με επαναλαμβανόμενο μοτίβο. Το παραπάνω αιτιολογείται και από τα αποτελέσματα που έδωσε η ενσωμάτωση ενός εποχιακού συντελεστή (πρόβλεψη φορτίου) σε προηγούμενες προσομοιώσεις. Παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα, αλλά και σχετικός σχολιασμός τους.

Μέθοδος Απλής Εκθετικής Εξομάλυνσης		
Βέλτιστος Συντελεστής Εξομάλυνσης ( $\alpha$ )	Βέλτιστο Validation Error MAE (€/kWh)	Testing Error MAE (€/kWh)
0,36	5,290	3,709

Πίνακας 6.4-1. Αποτελέσματα Μεθόδου SES

Παρατηρούμε συγκρίνοντας το σφάλμα ελέγχου (testing error) με αυτό των άλλων μεθόδων ότι η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης κατατάσσεται σε ενδιάμεσο στάδιο σε ότι αφορά την προβλεπτική της ικανότητα. Η ακρίβειά της μεθόδου είναι σαφώς μεγαλύτερη από αυτή του Δέντρου Απόφασης, αλλά χειρότερη από αυτή του πολυεπίπεδου Perceptron. Σε σύγκριση με τη μέθοδο αναφοράς Naive, η SES δίνει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα.

## 6.5 Συγκριτική Αξιολόγηση των Βέλτιστων Μοντέλων

Πιο πάνω παρατέθηκαν αναλυτικά τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις διάφορες προσομοιώσεις. Ακολουθώντας την μεθοδολογία βελτιστοποίησης που σχεδιάστηκε στο κεφάλαιο 5 εξάχθηκε τελικά και η σχετική κατάλληλη παραμετροποίηση κάθε μεθόδου. Προσδιορίζεται επομένως τα βέλτιστα μοντέλα για κάθε μία από τις υπό μελέτη μεθόδους, που επιλύουν το προβλεπτικό πρόβλημα του προσδιορισμού της ΟΤΣ.

Στην συνέχεια, γίνεται μια πρώτη αξιολόγηση των μοντέλων σε σχέση με την ακρίβειά τους συγκρινόμενη με την μέθοδο αναφοράς Naive (extended). Από τα παραπάνω βλέπουμε ότι το βέλτιστο μοντέλο που στηρίζεται στον αλγόριθμο Random Forest είναι οριακά χειρότερο από την μέθοδο αναφοράς. Το γεγονός αυτό ωθεί στην απόρριψη του σαν αξιόπιστο προβλεπτικό μοντέλο, αφού μια πολύ απλή προσέγγιση όπως η Naive έχει μεγαλύτερη ακρίβεια. Τα άλλα δύο μοντέλα φαίνεται να υπερτερούν έναντι της Naive - το MLP εμφανώς και η SES οριακά. Η οριακή αυτή επίδοση της SES δημιουργεί επίσης ερωτηματικά ως προς το εάν είναι μια κατάλληλη μέθοδος για την πρόβλεψη της Ο.Τ.Σ.

Σε αντίθεση με τα παραπάνω, η μεγάλη ακρίβεια του μοντέλου MLP σε σχέση με τις ανταγωνιστικές προβλεπτικές προσεγγίσεις είναι εμφανής. Η μείωση του σφάλματος ως προς την Naive σε ποσοστό μεγαλύτερο του 20% δείχνει ότι το μοντέλο έχει τις δυνατότητες να παράγει αρκετά ικανοποιητικές προβλέψεις για τα δεδομένα του προβλήματος. Συστήνεται επομένως η υιοθέτηση αυτούς σαν βέλτιστη προβλεπτική μεθοδολογία.

Τα αριθμητικά αποτελέσματα των πειραμάτων που προηγήθηκαν συνοψίζονται ως εξής:

	Μέθοδος Αναφοράς (Naive)	Πολυεπίπεδος Perceptron (MLP)	Δέντρα Αποφάσεων - Random Forest	Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (SES)
Optimal Testing Error (€/kWh)	3,7152	2,957	3,781	3,709
Σύγκριση Απόδοσης με την μέθοδο αναφοράς	-	<b>-20,41%</b>	1,77%	<b>-0,17%</b>

Πίνακας 6.5-1. Συνοπτική Παρουσίαση των Αποτελεσμάτων





## Κεφάλαιο 7 : Συμπεράσματα & Προεκτάσεις

### 7.1 Συμπεράσματα

Στα αρχικά κεφάλαια υπογραμμίστηκε ο κομβικός ρόλος της Οριακής Τιμής Συστήματος (ΟΤΣ) στα πλαίσια της παρούσας απελευθερωμένης ανταγωνιστικής αγοράς ενέργειας. Τονίστηκε συγκεκριμένα ο κυρίαρχος ρόλος του μεγέθους σαν σημείο αναφοράς για την αγορά και η σημαντικότητα της πρόβλεψης του για κάθε συμμετέχοντα σε αυτή. Η ακριβής πρόγνωση της ΟΤΣ βοηθάει στην διαδικασία αγοραπωλησίας ενέργειας και στην διαμόρφωση κατάλληλης στρατηγικής ελαχιστοποίησης κόστους από εταιρείες που δραστηριοποιούνται τόσο στην λιανική και την χοντρική αγορά σαν πάροχοι ενέργειας όσο και από βιομηχανικούς και σε δεύτερο βαθμό οικιακούς καταναλωτές. Συνεισφέρει στον κατάλληλο προγραμματισμό δέσμευσης παραγωγικών μονάδων στα πλαίσια εταιρικής πολιτικής παραγωγών. Αποτελεί δείκτη της αγοράς σε σχέση με την ενδεχόμενη μελλοντική ανάπτυξη της και την διαχείριση του επενδυτικού κεφαλαίου για τον σκοπό αυτό. Χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση του ρίσκου στο εγγύς και το απώτερο μέλλον.

Η παραπάνω ανάγκη για ακριβή πρόβλεψη του μεγέθους έρχεται σε πλήρη αντιδιαστολή με το αντίστοιχο ερευνητικό έργο σε ό,τι αφορά την ελληνική αγορά ενέργειας. Δεν υπάρχουν αρκετές έρευνες, πολύ δε περισσότερο μελέτες με διαφορετικές εξεταζόμενες χρονικές περιόδους, ούτε έχει υιοθετηθεί ποικιλία στις προβλεπτικές μεθόδους που προσπαθούν να επιλύσουν το πρόβλημα.

Στα πλαίσια λοιπόν της παραπάνω κατάστασης, η παρούσα διπλωματική αποτελεί μια μελέτη σύγκρισης προβλεπτικών μεθόδων πάνω στην Οριακή Τιμή Συστήματος της ελληνικής αγοράς ενέργειας. Η πλήρης απάντηση σχετικά με την ποιότητα κάθε διαθέσιμης προβλεπτικής μεθόδου δεν είναι φυσικά δυνατή στα πλαίσια ενός μόνο ερευνητικού έργου. Η συγκεκριμένη διπλωματική εστιάζει στην αξιολόγηση τριών τελικά μοντέλων πρόβλεψης. Επιλέχθηκε έτσι ένα μοντέλο MLP, λόγω της υπολογιστικής απλότητας σε σχέση με ένα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο καθώς ο συγγραφέας συμμαρτίζει την γενικότερη άποψη μερίδας ερευνητών ότι οι περίπλοκες δυναμικές του μεγέθους περιγράφονται καλύτερα από τις μη-γραμμικές σχέσεις των νευρωνικών δικτύων. Επίσης, αναζητώντας έναν εκφραστή της τάσης που εντοπίζεται στα μοντέλα τύπου SVM και στα Markov Regime Switching για μια πρόβλεψη ταξινόμησης, χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο Decision Tree Regression. Τέλος, λαμβάνοντας υπόψη παλιότερη έρευνα επί του θέματος, στην οποία είχε προταθεί η εκθετική εξομάλυνση σαν βέλτιστη μέθοδος περιγραφής των διακυμάνσεων της ΟΤΣ, χρησιμοποιήθηκε και αυτό το μοντέλο χρονοσειράς. Τα παραπάνω συγκρίνονται μεταξύ τους, αλλά και με την Naive μέθοδο προβλέψεων που χρησιμοποιείται σαν σημείο αναφοράς και αξιολογούνται ως προς την προβλεπτική τους ικανότητα.

Η υπεροχή του μοντέλου του Πολυεπίπεδου Perceptron έναντι των υπολοίπων είναι εμφανής. Η περίπλοκη δυναμική που κρύβεται πίσω από την διαμόρφωση της Οριακής Τιμής Συστήματος περιγράφεται αρκετά καλά από ένα νευρωνικό της οικογένειας αυτής. Φυσικά η ρύθμιση των

υπερπαραμέτρων ενός τέτοιου μοντέλου δεν είναι μια απλή υπόθεση και η άκριτη υιοθέτηση προϋπάρχουσων τιμών για τις υπερπαραμέτρους αυτές δεν συστήνεται.

Παρακάτω αναλύονται τα βασικά συμπεράσματα που προέκυψαν κατά την ανάλυση και διεξαγωγή των πειραμάτων:

- Η χρονοσειρά της ελληνικής Οριακής Τιμής Συστήματος χαρακτηρίζεται από μεγάλη τυχαιότητα στο εξεταζόμενο διάστημα. Η τυχαιότητα αυτή δυσχεραίνει σε μεγάλο βαθμό την πρόβλεψη και επιτρέπει σε πολύ απλές μεθόδους (όπως η Naive) να είναι ανταγωνιστικές σε σχέση με θεωρητικά πιο πολύπλοκες (Δέντρα Αποφάσεων).
- Η μεγάλη τυχαιότητα στην χρονοσειρά δύναται να επισκιάσει τυχόν μονές ή πολλαπλές εποχικότητες που εντοπίζονται σε πιο ασθενή βαθμό. Σε τέτοιες περιπτώσεις η προσπάθεια προσέγγισης της εν λόγω χρονοσειράς σαν μια εποχικού χαρακτήρα μειώνουν αντί να αυξήσουν την ακρίβεια.
- Τα μοντέλα MLP λειτουργούν καλύτερα με μεγάλο πλήθος εισόδων και όχι με μια λογική υλοποίηση μιας απλής παλινδρόμησης με τις τιμές των τελευταίων ωρών. Με τις πολλαπλές εισόδους έχουν την δυνατότητα να κατανοήσουν τον βαθμό επίδρασης των πολύπλοκων εποχικών μοτίβων που διέπουν την χρονοσειρά, χωρίς την χρήση εξωτερικών εποχικών συντελεστών.
- Η προεπεξεργασία των δεδομένων βελτιώνει δραματικά την επίδοση των νευρωνικών δικτύων. Τα κανονικοποιημένα δεδομένα βοηθούν σε μεγάλο βαθμό τους αλγόριθμους των νευρωνικών να συγκλίνουν με μεγαλύτερη ταχύτητα και ακρίβεια, οδηγώντας σε καλύτερη εκπαίδευση του μοντέλου και κατά συνέπεια σε παραγωγή προβλέψεων μεγαλύτερης ακρίβειας. Παράλληλα, η αποκοπή ακραίων τιμών είχε επίσης τεράστια θετική επίδραση, επιτρέποντας στον αλγόριθμο να εστιάσει στον εντοπισμό των πραγματικών προτύπων, χωρίς να αποπροσανατολίζεται από τιμές ειδικών συνθηκών.
- Η μέτρηση της ακρίβειας ενός μοντέλου με την χρήση του μέσου απόλυτου σφάλματος (MAE) επιτρέπει την άμεση αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, αφού το σφάλμα εκφράζεται στις ίδιες μονάδες με το μέγεθος προς πρόβλεψη. Αυτός είναι ο λόγος που σε μια τέτοια περίπτωση ο δείκτης MAE πλεονεκτεί έναντι των εναλλακτικών του.

## 7.2 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Στο σημείο αυτό, δίνεται η ευκαιρία να παρουσιαστούν ορισμένα εγχειρήματα τα οποία διατηρήθηκαν εκτός του φάσματος εξέτασης της συγκεκριμένης Διπλωματικής, αλλά η σημασία τους θεωρείται δεδομένη και κρίνεται απαραίτητο να αποτελέσουν αντικείμενα προς μελέτη σε μελλοντικές προσπάθειες που αφορούν την παραγωγή προβλέψεων για την ΟΤΣ.

Ένα σημαντικό ερώτημα το οποίο δεν απαντήθηκε υπό το πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής είναι η δυνατότητα μεταφοράς των τιμών των υπερπαραμέτρων του νευρωνικού δικτύου σε προβλήματα παρόμοιας φύσης (transferability). Για την διερεύνηση του παραπάνω θα πρέπει το υφιστάμενο μοντέλο να αξιολογηθεί προβλεπτικά, με την ίδια μεθοδολογία, σε διαφορετικό χρονικό διάστημα και τα αποτελέσματά του να συγκριθούν με αντίστοιχες μεθόδους αναφοράς. Στην περίπτωση που το μοντέλο παράγει διαχρονικά προβλέψεις με μεγάλη ακρίβεια, μπορούμε να αποφανθούμε για την ευρωστία του (robustness), και να το χρησιμοποιήσουμε σε βάθος χρόνου. Μάλιστα για την πιστοποίηση της ευρωστίας του μοντέλου, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων διαφορετικοί δείκτες σφάλματος. Ένα αξιόπιστο μοντέλο με ισχύ βάθους χρόνου θα πρέπει να είναι διατηρεί την μεγάλη ακρίβειά του ανεξάρτητα από τον στατιστικό δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιείται.

Παράλληλα, ένα άλλο αντικείμενο έρευνας θα μπορούσε να είναι η εξέταση της δυνατότητας μεταφοράς του μοντέλου σε μια διαφορετική αγορά ενέργειας. Σε θεωρητικό επίπεδο, σε μια αγορά με παραπλήσια χαρακτηριστικά με την ελληνική (ενεργειακό μείγμα, κλίμα, συμπεριφορά καταναλωτών, οργάνωση αγοράς κλπ) η ΟΤΣ θα διαμορφώνεται και με παραπλήσιο μηχανισμό. Επομένως, εάν θεωρήσουμε ότι ο μηχανισμός της ελληνικής αγοράς μοντελοποιείται με ακρίβεια, είναι δυνατό η ίδια μοντελοποίηση να είναι αποτελεσματική και για τις αγορές με κοινά χαρακτηριστικά.

Τέλος, όπως έχει τονιστεί και κατά το υπόλοιπο κείμενο της διπλωματικής αυτής, δεν ήταν δυνατή η αξιολόγηση της προβλεπτικής δυνατότητας κάθε διαθέσιμης μεθόδου. Υπάρχουν αρκετές ακόμα ενδιαφέρουσες προσεγγίσεις του προβλήματος που παρουσιάστηκαν αναλυτικά στο κεφάλαιο 2. Εξ' αυτών διακρίνεται σαν πιο ελπιδοφόρα για καλύτερη προβλεπτική επίδοση κάποια μεθοδολογία από την κατηγορία των Αναδρομικών Νευρωνικών Δικτύων (Recurrent Neural Network – RNN).

Τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα, είναι ένα είδος νευρωνικού δικτύου που έχει αποδειχτεί ότι διαπρέπει σε δεδομένα διακριτών χρονικών βημάτων όπως οι χρονοσειρές. Η διαφορά τους με τα απλά νευρωνικά δίκτυα είναι, ότι εκτός από την κανονική είσοδο στην συνάρτηση ενεργοποίησης τους, παίρνουν και την ενεργοποίηση που είχαν στο προηγούμενο χρονικό βήμα τους. Χρησιμοποιώντας αυτήν την ενεργοποίηση που δρα ως μνήμη μπορούν να έχουν μια διαμοιρασμένη αναπαράσταση των δεδομένων που έχουν ήδη επεξεργαστεί και να τη χρησιμοποιήσουν συνδυαστικά με τις καινούργιες εισόδους. Αυτό επιτρέπει στα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα να έχουν αυξημένη ευελιξία στην αναγνώριση βραχυπρόθεσμων μοτίβων. Μπορούν να εκτελούν δυναμικό πλήθος υπολογιστικών βημάτων και με την μνήμη που διαθέτουν μπορούν να ανακαλύψουν πολύπλοκες εξαρτήσεις στα δεδομένα που θα οδηγήσουν σε προβλέψεις μεγαλύτερης ακρίβειας. Λόγω της εκτενής χρήσης τέτοιων προσεγγίσεων σε άλλα

προβλήματα χρονοσειρών, η εφαρμογή ενός τέτοιου μοντέλου για την πρόβλεψη της ΟΤΣ σίγουρα παρουσιάζει μεγάλο επιστημονικό ενδιαφέρον.

Επίσης σε ό,τι αφορά τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν υπό το πλαίσιο αυτής της διπλωματικής, είναι δυνατό να υπάρξει πιο εκτενή αναφορά στο ρόλο της εποχικότητας των δεδομένων και ειδικά στην μέθοδο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης. Στην γενική περίπτωση μελέτης χρονοσειρών ΟΤΣ, τουλάχιστον η ενδοημερήσια εποχικότητα θα πρέπει να θεωρείται δεδομένη και να ληφθεί υπ' όψιν στην διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Σαν μεθοδολογία προτείνεται η από-εποχικοποίηση των δεδομένων με τους κατάλληλους συντελεστές εποχικότητας, η εφαρμογή της μεθόδου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, και η επανεποχικοποίηση των δεδομένων στην συνέχεια, για την αξιολόγηση των προβλέψεων. Ορισμένοι ερευνητές μάλιστα, προτείνουν την υιοθέτηση μοντέλων διπλής εποχικότητας. Χρησιμοποιούν δηλαδή 24 εποχικούς δείκτες που αντιμετωπίζουν την ύπαρξη του ημερήσιου προτύπου και επιπρόσθετα 168 δείκτες αντίστοιχα για το εβδομαδιαίο πρότυπο, αμφότεροι αναφερόμενοι φυσικά σε ωριαίο επίπεδο τιμών.

Παρόλα αυτά είναι σημαντικό κάθε περίπτωση πρόβλεψης να κρίνεται εξατομικευμένα. Στο σετ δεδομένων που κλήθηκε να αντιμετωπίσει η παρούσα διπλωματική, υπήρχαν ενδείξεις ότι ο εποχικός παράγοντας διαμόρφωσης της ΟΤΣ υστερούσε σημαντικά σε σχέση με την τυχαιότητα. Έτσι, η αντιμετώπιση της χρονοσειράς σαν μια κατά κόρον εποχική μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλότερη προβλεπτική ακρίβεια. Δεν θα πρέπει άλλωστε κάποιος να παραβλέψει την διαφορετική συμπεριφορά της χρονοσειράς σε καθημερινές και αργίες (calendar effect) σε αντιδιαστολή με την παραδοχή του επαναλαμβανόμενου προτύπου μιας εποχικής χρονοσειράς. Η διερεύνηση της επίδρασης του χαρακτηριστικού της εποχικότητας στην προβλεπτική ικανότητα είναι μια εργασία που πρέπει να υλοποιηθεί με προσοχή.

Πέρα όμως των επιστημονικών προεκτάσεων του θέματος θα πρέπει να γίνει και μια ανάλυση των δυνατοτήτων ενός τέτοιου εγχειρήματος για εμπορική αξιοποίηση. Η πρόβλεψη άλλωστε της Οριακής Τιμής Συστήματος είναι ένα ζήτημα που απασχολεί σε μεγάλο βαθμό όλους τους παράγοντες της αγοράς, όπως έχει τονιστεί πολλάκις. Είναι δυνατόν, εφόσον έχει πιστοποιηθεί η αξία του μοντέλου σε περισσότερα δεδομένα ελέγχου κατά τον τρόπο που αναλύθηκε πιο πάνω να υλοποιηθεί ένα ολοκληρωμένο προβλεπτικό σύστημα που θα μπορεί να χρησιμοποιείται από τους συμμετέχοντες της αγοράς. Αναπτύσσοντας μια ολοκληρωμένη εφαρμογή που ενσωματώνει τα αποτελεσματικά μοντέλα σε συνδυασμό με μια εύχρηστη διεπαφή με το χρήστη, μπορεί να επεκτείνει τα πλεονεκτήματα προσέγγισης της ΟΤΣ σε ένα πιο ευρύ κοινό. Ένα μεγάλο μέρος άλλωστε του προσωπικού που δραστηριοποιείται την παρούσα χρονική περίοδο στον χώρο δεν διαθέτει τις απαιτούμενες τεχνικές γνώσεις για την κατανόηση και επέκταση του δύστροπου στην χρήση κώδικα που αναπτύχθηκε για επιστημονικούς σκοπούς στην παρούσα διπλωματική. Παρόλα αυτά μπορεί κάλλιστα να χρησιμοποιήσει τα συμπεράσματα που εξάγονται, συνδυάζοντάς τα με την εμπειρία που διαθέτει πάνω στον κλάδο. Με την συνύπαρξη ανθρώπινης εμπειρίας και τεχνολογίας είναι δυνατόν να επέλθει μια συνέργεια που θα οδηγήσει σε περισσότερο αξιοποιήσιμα αποτελέσματα.

Άλλωστε είναι σημαντικό να λάβει κάποιος υπ' όψιν του ότι μεγάλο μέρος των ακραίων διακυμάνσεων της Ο.Τ.Σ. οφείλεται σε κάποια ειδικά γεγονότα (special events) με τα οποία το μοντέλο δεν έρχεται σε επαφή κάποιου είδους. Αντίθετα, οι άνθρωποι του χώρου ενδεχομένως να έχουν άποψη ή και ενημέρωση (μέσω ανακοινώσεων που δημοσιεύονται ανά χρονικές περιόδους από τους υπεύθυνους για την ομαλή λειτουργία της αγοράς οργανισμούς) τόσο ως προς τον χρόνο που αυτά λαμβάνουν χώρα, όσο και ως προς τον τρόπο και ένταση με τα οποία αυτά επηρεάζουν την χρονοσειρά της ΟΤΣ. Υπάρχει άλλωστε η επιστημονική τάση που θεωρεί ότι ο συνδυασμός την ανθρώπινης (ή κριτικής) και στατιστικής πρόβλεψης οδηγεί σε μεγαλύτερη προβλεπτική ακρίβεια από ότι όταν αυτές δρουν μεμονωμένα. Ενδεχομένως, μάλιστα αυτός ο συνδυασμός να μπορεί να υλοποιηθεί στα πλαίσια του εμπορικού συστήματος που περιγράφηκε πιο πάνω. Το σύστημα μπορεί να ρυθμιστεί για να δίνει την δυνατότητα στον χρήστη να του δίνει σαν είσοδο τις προσδοκίες του, δηλαδή την εκτίμηση του για τον τρόπο και τον βαθμό που τυχόν νέα δεδομένα επηρεάζουν την πρόβλεψη, και να δρα ανάλογα. Ενώ προχωρώντας περαιτέρω είναι δυνατόν, να υλοποιηθεί μέθοδος ανάκτησης δεδομένων-νέων από πρακτορεία ειδήσεων στο διαδίκτυο, αξιολόγησή τους και ρύθμιση της πρόβλεψης αυτόματα, μια τάση που έχει ήδη κάνει την εμφάνισή της σε μοντέλα πρόβλεψης χρηματιστηριακών χρονοσειρών.

Σε κάθε περίπτωση, η αξία πρόβλεψης της Οριακής Τιμής Συστήματος γίνεται ολοένα και πιο επιτακτική για την σύγχρονη απελευθερωμένη ελληνική αγορά ενέργειας. Οι μεθοδολογίες και προεκτάσεις του ζητήματος δύνανται να απασχολήσουν ολοένα και περισσότερο την επιστημονική κοινότητα, επεκτείνοντας πολλαπλώς την παρούσα διπλωματική.



## Βιβλιογραφία

- Α.Δ.Μ.Η.Ε. (2018). ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΟΣ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΤΗΣ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ. [online] Available at: <http://www.admie.gr/> [Accessed 10 Jan. 2018].
- Εγχειρίδιο Αγοράς\_version\_3.1\_2014.12.08. [online] Available at: <http://www.admie.gr/> [accessed 10 Jan 2018].
- Εγχειρίδιο Εκκαθάρισης Αγοράς\_version\_3.2\_2017.04. [online] Available at: <http://www.admie.gr/> [accessed 10 Jan 2018].
- Κώδικας Διαχείρισης του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας\_version\_3.1\_2016.11. [online] Available at: <http://www.admie.gr/> [accessed 10 Jan 2018].
- Κώδικας Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας \_version\_4.3\_2017.05.05. [online] Available at: <http://www.lagie.gr/> [accessed 10 Jan 2018].
- Λ.Α.Γ.Η.Ε. (2018). ΛΕΙΤΟΥΡΓΟΣ ΑΓΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ. [online] Available at: <http://www.lagie.gr/> [Accessed 10 Jan. 2018].
- Μουντάλας, Ε. (2012). Πειραματική εφαρμογή, αξιολόγηση και σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης της Οριακής Τιμής Συστήματος της ηλεκτρικής ενέργειας: μελέτη στην Ελληνική Αγορά Ενέργειας. Undergraduate. National Technical University of Athens.
- Πετρόπουλος Φ. & Ασημακόπουλος Β. (2011), Επιχειρησιακές Προβλέψεις, Αθήνα: Εκδόσεις Συμμετρία.
- Ρ.Α.Ε (2018). ΡΥΘΜΙΣΤΙΚΗ ΑΡΧΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ. [online] Available at: <http://www.rae.gr> [Accessed 14 Jan. 2018].
- Breiman, Leo; Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and regression trees. Monterey, CA: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software. ISBN 978-0-412-04841-8.
- E. El-Hawary, D. (2017). Advances in Electric Power and Energy Systems: Load and Price Forecasting. Wiley.
- Glorot, X. and Bengio, Y. (2018). Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. [online] PMLR. Available at: <http://proceedings.mlr.press/v9/glorot10a.html> [Accessed 20 Mar. 2018].
- Guoqiang, Z., Patuwo, B. and Y. Hu, M. (1999). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. International Journal of Forecasting, (14), pp.35–62.

- He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2018). Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. [online] Arxiv.org. Available at: <https://arxiv.org/abs/1502.01852> [Accessed 20 Mar. 2018].
- Hoerl, A. and Kennard, R. (2000). Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*, 42(1), p.80.
- Hinton, G. (1989). Connectionist learning procedures. *Artificial Intelligence*, 40(1-3), pp.185-234.
- Kingma, D. and Ba, J. (2018). Adam: A Method for Stochastic Optimization. [online] Arxiv.org. Available at: <https://arxiv.org/abs/1412.6980> [Accessed 19 Feb. 2018].
- Luo, J., Hong, T. and Fang, S. (2018). Benchmarking robustness of load forecasting models under data integrity attacks.
- Nordhausen, K. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition by Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman. *International Statistical Review*, 77(3), pp.482-482.
- Quinlan, J. (1992). C4.5 - programs for machine learning. San Mateo, Calif: Kaufmann.
- Wang, J. and Wang, J. (2017). Forecasting stochastic neural network based on financial empirical mode decomposition. *Neural Networks*, 90, pp.8-20.
- Weron, R. (2014). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*, 30(4), pp.1030-1081.
- Weron, R., & Misiorek, A. (2006). Short-term electricity price forecasting with time series models: A review and evaluation. In W. Mielczarski (Ed.), *Complex electricity markets* (pp. 231–254) IEPŁ& SEP.
- Wood, A. J., & Wollenberg, B. F. (1996). *Power generation, operation and control*. New York: Wiley.



## Παράρτημα Python

### Εισαγωγή Δεδομένων

```
def read_data2015():
    import pandas as pd
    raw_data=pd.read_excel('ExAnte_SMP_2015_01_01-2016_01_01.xls', header=3, index_col=1)
    data_df=raw_data.drop(raw_data.index[0])
    data_df=data_df.drop(['Time'],axis=1)[0:365]

    #data validation (e.g. Summer Time)
    check_cols=[]
    for col in data_df.columns:
        data_df[col]=pd.to_numeric(data_df[col], errors='coerce')
        data_df[col].fillna(method='ffill',inplace=True)
        check_cols.append(data_df[col].isnull().values.any())
    if any(check_cols): print("Warning: NaN Values")

    #convert data into series
    dayshours15=pd.date_range(start='1/1/2015', periods=8760, freq='H')
    data_series=data_df.T.unstack(level=1, fill_value=None)
    data_series=pd.Series(data_series.tolist(),index=dayshours15)

    return data_series
```

### Οργάνωση Δεδομένων σε Πλειάδες

```
def nn_structure(data,past,future):
    import pandas as pd
    from sklearn import preprocessing
    from sklearn.model_selection import train_test_split
    import numpy as np

    #configure input structure
    flat_list= data
    i=0
    input_list=[]
    while i<len(flat_list)-future-past+1:
        input_list.append(flat_list[i:i+past])
        i+=1
    X=input_list
    #configure output structure
    i=past
    output_list=[]
    while i<len(flat_list)-future+1:
```

```

    output_list.append(flat_list[i:i+future])
    i+=1
Y=output_list
#scaling
#scaler= preprocessing.StandardScaler().fit(X_train)
#Xs_train=scaler.transform(X_train)
#Xs_test=scaler.transform(X_test)

return X,Y

```

### **Κανονικοποίηση Δεδομένων**

```

def scale_data (X_tv, Y_tv, X_test, Y_test, test_index):
    from sklearn import preprocessing
    #save indices
    X_tv_indices=[]
    for i in X_tv:
        X_tv_indices.append(i.index)
    X_test_indices=[]
    for i in X_test:
        X_test_indices.append(i.index)
    Y_indices=[]
    for i in Y_tv:
        Y_indices.append(i.index)
    #scale
    scalerx = preprocessing.MinMaxScaler()
    scalerx.fit(X_tv)
    X_tv = scalerx.transform(X_tv)
    X_test = scalerx.transform(X_test)
    scalery = preprocessing.MinMaxScaler()
    scalery.fit(Y_tv)
    Y_tv = scalery.transform(Y_tv)
    #X_tv, Y_tv, X_test = X_tv.tolist(), Y_tv.tolist(), X_test.tolist()

    #add indices to scaled data
    X_tv_list=[]
    for i in range(0,len(X_tv)):
        X_tv_list.append(pd.Series(X_tv[i],index=X_tv_indices[i]))
    X_test_list=[]
    for i in range(0,len(X_test)):
        X_test_list.append(pd.Series(X_test[i],index=X_test_indices[i]))
    Y_tv_list=[]
    for i in range(0,len(X_tv)):
        Y_tv_list.append(pd.Series(Y_tv[i],index=Y_indices[i]))

    print("finished scaling")
    return(X_tv_list, Y_tv_list, X_test_list, Y_test, scalery)

```

## Διαχωρισμός Δεδομένων για Εκμάθηση, Επαλήθευση και Έλεγχο

```
def split_tv_test(X,Y,future):
    test_index=int(0.9*len(Y))
    flag=Y[test_index].index[0].hour!=0
    while flag :
        test_index+=1
        flag=Y[test_index].index[0].hour!=0
    X_test=X[test_index:]
    Y_test=Y[test_index:]
    X_tv, Y_tv= X[:test_index-future+1], Y[:test_index-future+1]
    return X_tv, Y_tv, X_test, Y_test, test_index
```

```
def split_train_val(X_tv,Y_tv,k,past):
    size=int(len(Y_tv)/k)
    flag=Y_tv[size].index[0].hour!=0
    while flag :
        size+=1
        flag=Y_tv[size].index[0].hour!=0

    train_index=list(map(lambda x: x*size, range(k)))
    for i in range(2,k): train_index[i]+=past*(i-1)

    # for i in train_index:
    #     print(X_tv[i], Y_tv[i])

    return train_index
```

## Υπολογισμός Σφάλματος Naïve (Direct Forecast)

```
#def naive_error24(X_test,Y_test):
import pandas as pd
import numpy as np

#Y_test=Y_tv          #για validation error

forecast_naive=Y_test[:-24]
Y_naive=Y_test[24:]

#checks
#print(Y_naive[:50],forecast_naive[:50])
d={'Y_naive':Y_naive[-50:], 'forecast':forecast_naive[-50:]}
test_table=pd.DataFrame(data=d)
```

```

# print(test_table)

pe=0
ae=0
count=0
for i in range(0,len(Y_naive)):
    if not(forecast_naive[i].all()):
        forecast_naive[i]=pd.Series(0.000001,index=forecast_naive[i].index)
        pe+=2*abs(Y_naive[i].values-forecast_naive[i].values)/(Y_naive[i].values+forecast_naive[i].values)
#    print(Y_naive[i])
#    print(forecast_naive[i])
        ae+=abs(Y_naive[i].values-forecast_naive[i].values)
#    print((Y_naive[i].values-forecast_naive[i].values))
#    control for zeros
#    if np.isnan(pe):
#        print(i)
#        break

        count+=1
# print("count:",count)
print(Y_naive[-24:])
print("MAE: ", ae/count)

```

### **Επαλήθευση Μοντέλου για Βελτιστοποίηση Παραμέτρων**

```

def validation(X_tv, Y_tv, k, split_index):
    import pandas as pd
    import numpy as np
    from sklearn.neural_network import MLPRegressor

    optimal=100
    opt_hd=0

    for hd in [int(past/2),int(past),int(past*2)]:
        average_mae=0
        average_smape=0
        for ind in range(1,k): #για διαφορά train,test

            i=split_index[ind]
            #training sets
            X_train = X_tv[:i]
            Y_train = Y_tv[:i]

            #fit best model
            nn= MLPRegressor(solver='lbfgs', activation='logistic', alpha=0.01,
            hidden_layer_sizes=(hd,),random_state=0, max_iter=500)

```

```

nn.fit(X_train,Y_train)
print('iterations:', nn.n_iter_)
print('#hd:',hd)

#validate model (simvasi oti past>future)
day=i
start=split_index[ind]
if ind<k-1:
    end=split_index[ind+1]
else:
    end=len(Y_tv)

count=0
sqe=0
ae=0
ape=0
for d in range(0,int((-start+end)/24)):
    feed=X_tv[day:day+1]
    hour=day
    for iterate in range(0,int(24/future)):
        #model feed forward
        forecast=nn.predict(feed)
        previous=pd.Series(feed[0][future:], index=feed[0].index[future:])
        #print(previous)
        temp=pd.Series(forecast.T.reshape(future,),index=feed[0].index[-future:])
        temp.index=temp.index+pd.DateOffset(hours=future)
        #print("forecast: ", temp)
        current=previous.append(temp)
        #print(current)

        #calculate error
        target=Y_tv[hour:hour+1]
        #print(target)
        sqe+=((target[0]-temp[0])**2).sum()
        ae+= np.abs(target[0]-temp[0]).sum()
        ape+= (np.abs(target[0]-temp[0])*2/(np.abs(target[0])+np.abs(temp[0]))).sum()
        #print(ae)
        hour+=future
        count+=future
        #break
        feed=[]
        feed.append(current)
    day+=24
    feed=X_tv[day:day+1]
    #print(feed)
    #break

#errors
mse=sqe/count
mae=ae/count
rmse=np.sqrt(mse)
smape=ape/count*100

```

```

    #print(smape,count)
    average_smape+=smape/(k-1)
    average_mae+=mae/(k-1)
    print("average_mae:", average_mae)
    #break      #gia ta k
#break      #gia ta hd
#return 0
if average_mae < optimal :
    optimal=average_mae
    opt_hd=hd
    opt_nn = nn
    print("Average MAE in ",k," validations: ", "{0:.5f}".format(average_mae*150), count)
print('\033[91m' + "Number of layers: ", opt_hd, "{0:.5f}".format(optimal))
print('\033[0m')
return opt_hd, opt_nn

```

### Υπολογισμός Σφάλματος Μοντέλου

```

def nn_test(X_tv,Y_tv,X_test,Y_test,scaler, opt_nn,hd):
    import pandas as pd
    import numpy as np
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
    from sklearn.neural_network import MLPRegressor

    nn= MLPRegressor(solver='lbfgs',alpha=0.01 , activation='logistic',
hidden_layer_sizes=(hd,),random_state=0, max_iter=500)
    nn.fit(X_tv,Y_tv)
    print('iterations: ', nn.n_iter_)

    end=len(Y_test)
    day=0
    count=0
    sqe=0
    ae=0
    ape=0
    save=pd.Series()
    actual=pd.Series()
    for d in range(0,int(end/24)):
        feed=X_test[day:day+1]
        hour=day
        for iterate in range(0,int(24/future)):
            #model feed forward
            #print(feed)
            forecast=nn.predict(feed)

```

```

previous=pd.Series(feed[0][future:], index=feed[0].index[future:])
#print(previous)
temp=pd.Series(forecast.T.reshape(future,),index=feed[0].index[-future:])
temp.index=temp.index+pd.DateOffset(hours=future)
#print(temp)
if future==1:
    savetemp= pd.Series(scaler.inverse_transform(temp[0].reshape(1, -1))[0],index=temp.index)
else:
    savetemp = pd.Series(scaler.inverse_transform(temp.reshape(1, -1))[0],index=temp.index)
#print("forecast: ", temp)
save = save.append(savetemp)
current=previous.append(temp)
#print(current)
#calculate error
target=Y_test[hour:hour+1]
actual = actual.append(target)
#print(target)
#sqe+=((target[0]-temp[0])**2).sum()
if future==1:
    ae+= np.abs(target[0]-scaler.inverse_transform(temp[0].reshape(1, -1))[0]).sum()
else:
    ae+= np.abs(target[0]-scaler.inverse_transform(temp.reshape(1, -1))[0]).sum()
#print(ae)
#ape+= (np.abs(target[0]-temp[0])*2/(np.abs(target[0])+np.abs(temp[0]))).sum()
hour+=future
count+=future
#break
feed=[]
feed.append(current)
day+=24
feed=X_tv[day:day+1]
#print(feed)
#break
#errors
mse=sqe/count
mae=ae/count
rmse=np.sqrt(mse)
smape=ape/count*100
return mae, save, actual

```