



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ
ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ
ΤΟΥ ΤΟΥΡΙΣΜΟΥ**

ΔΗΜΟΠΟΥΛΟΣ Α. ΣΠΥΡΙΔΩΝ

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

Υπεύθυνος: Κωνσταντίνος Νικολόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής, Manchester Business School

Αθήνα, Ιούλιος 2008

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ
ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ
ΤΟΥ ΤΟΥΡΙΣΜΟΥ**

ΔΗΜΟΠΟΥΛΟΣ Α. ΣΠΥΡΙΔΩΝ

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

Υπεύθυνος: Κωνσταντίνος Νικολόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής, Manchester Business School

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 18^η Ιουλίου 2008.

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

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2008

.....
ΣΠΥΡΙΔΩΝ Α. ΔΗΜΟΠΟΥΛΟΣ

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

Copyright © Σπυρίδων Α. Δημόπουλος , Ιούλιος 2008.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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.

Πρόλογος

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της **Μονάδας Συστημάτων Πρόβλεψης και Προοπτικής** κατά το ακαδημαϊκό έτος 2007-2008. Η μονάδα υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Βασίλη Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε, να ασχοληθώ σε βάθος με το αντικείμενο των προβλέψεων και την συμπαράστασή του σε κάθε δυσκολία που προέκυψε, καθώς και τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Επ. Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θα ήθελα ιδιαιτέρως να ευχαριστήσω τον Επ. Καθηγητή κ. Κ. Νικολόπουλο και το συνεργάτη στη μονάδα, Ν. Μπουγιούκο, για την πολύτιμη βοήθειά τους σε κάθε φάση της εκπόνησης αυτού του έργου καθώς και για την καθοδήγησή τους και τις συμβουλές τους, που οδήγησαν στην ολοκλήρωση της εργασίας.

Ευχαριστώ τέλος, θερμά τον Υπ.Διδάκτορα Φ. Πετρόπουλο, που πάντα έβρισκε τρόπο να με εμψυχώνει στις δύσκολες στιγμές και την καλή φίλη Ελ. Μαυροδοπούλου για το ενδιαφέρον και τη βοήθειά της.

Αθήνα, Ιούλιος 2008

Περίληψη

Ο Τουρισμός αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους τομείς δραστηριότητας παγκοσμίως, με σημαντικές συνέπειες στην κοινωνική, πολιτιστική και οικονομική ζωή των διαφόρων χωρών. Ειδικότερα στη χώρα μας, ο τουρισμός έχει βαρύνουσα σημασία στην οικονομική της ανάπτυξη, μιας και η Ελλάδα κατέχει σημαντικό μερίδιο της παγκόσμιας τουριστικής αγοράς.

Η πρόβλεψη της Τουριστικής Ζήτησης είναι ιδιαίτερα σημαντική στην εποχή που ζούμε. Κατα καιρούς έχουν διατυπωθεί διάφορες θεωρίες και αναπτυχθεί ποικίλλες μέθοδοι για την εύρεση ενός τρόπου, όσο το δυνατόν, πιο ακριβούς πρόβλεψης με το μικρότερο σφάλμα. Μια από αυτές είναι και η Πρόβλεψη Χρονοσειρών με τη χρήση Νευρωνικών Δικτύων, ένα πεδίο που ανήκει στον ευρύτερο τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Ο σκοπός της διπλωματικής αυτής εργασίας ήταν η μελέτη διαφόρων Μεθόδων Πρόβλεψης της Τουριστικής Ζήτησης με τη χρήση Νευρωνικών Δικτύων και η εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων σχετικά με τις παραμέτρους που τις επηρεάζουν. Όλη αυτή η διαδικασία γίνεται μέσω της πρόβλεψης ειδικών Χρονοσειρών, με τη χρήση ειδικών Υπολογιστικών Προγραμμάτων Τεχνητής Νοημοσύνης. Δοκιμάστηκαν διάφορες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων με εισόδους τα δεδομένα των χρονοσειρών, τα προεπεξεργασμένα δεδομένα των χρονοσειρών, τις προβλέψεις μεθόδων πάνω στα δεδομένα και ανεξάρτητες ερμηνευτικές μεταβλητές.

Λέξεις Κλειδιά: πρόβλεψη χρονοσειρών, τουρισμός, τουριστική ζήτηση, νευρωνικά δίκτυα, τεχνητή νοημοσύνη.

Abstract

Tourism is one of the biggest areas of activity worldwide, with significant implications for social, cultural and economic life of various countries. Particularly, in our country, tourism plays an important role in economic development while Greece holds a significant share of the global tourism market.

Nowadays, forecasting Tourism Demand is extremely important. Occasionally, various theories have been issued and different methods have been developed in order to find a way to forecast, as accurate as possible, with the lowest error. One of them is Timeseries Forecasting using Neural Networks, a field belonging to the wide field of Artificial Intelligence.

The purpose of this diplomatic work was to study various methods of Forecasting Tourism Demand using Neural Networks and extraction of useful conclusions about the parameters that affect them. This whole process is through forecasting particular Timeseries, using special Computer Programs with Artificial Intelligence. Various Architectures of Neural Networks were tested. As Inputs we used Timeseries Data, preprocessed Timeseries Data, forecasting methods' results on the Data and independent explanatory Variables.

Keywords: timeseries forecasting, tourism, tourism demand, neural networks, artificial intelligence.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. Τεχνικές Προβλέψεων.....	14
1.1 Γενικά περί Προβλέψεων.....	14
1.1.1 Σημασία.....	14
1.1.2 Δυσμενείς Κριτικές.....	15
1.1.3 Πρακτική Ενασχόληση	15
1.1.4 Αποκλίσεις Προβλέψεων και Αποτελεσμάτων	16
1.2 Μέθοδοι Πρόβλεψης.....	18
1.2.1 Ποσοτικές Μέθοδοι	18
1.2.2 Κριτικές Μέθοδοι.....	24
1.2.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι.....	24
1.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών	25
1.4 Παράγοντες στην Επιλογή Καλύτερης Μεθόδου Πρόβλεψης	27
1.5 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης.....	28
1.5.1 Σημασία.....	28
1.5.2 Τεχνικές Συνδυασμού Μεθόδων Πρόβλεψης	29
1.5.3 Συντελεστές Βαρύτητας	29
1.6 Οι Βασικές Μέθοδοι Πρόβλεψης	30
1.6.1 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης	30
1.6.2 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου.....	31
1.6.3 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (HOLT)	34
1.6.4 Μοντέλα Μη Γραμμικής Τάσης.....	36
1.6.5 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)	39
1.7 Δείκτες Σφάλματος	40
1.8 Διαγωνισμοί Προβλέψεων	41
1.8.1 Σκοπός των Διαγωνισμών Πρόβλεψης	41
1.8.2 Γενικές Παρατηρήσεις για τους Διαγωνισμούς	42
1.8.3 Ο Διαγωνισμός M3.....	44
1.8.4 Ο Διαγωνισμός NN3.....	46
2. Γενικά για τον Τουρισμό	51
2.1 Ο Σύγχρονος Ρόλος του Τουρισμού	51
2.2 Κατηγορίες Τουρισμού	53
2.2.1 Ορισμοί	53
2.2.2 Κυριότερα Είδη Τουρισμού στην Ελλάδα	53
2.2.3 Ιστορική Εξέλιξη του Τουριστικού Φαινομένου	55
2.3 Παράγοντες που επηρεάζουν την Τουριστική Κίνηση	56
2.3.1 Γενικοί Παράγοντες.....	56
2.3.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τη Συνάρτηση Τουριστικής Ζήτησης.....	57

2.4 Παγκόσμιος Τουρισμός	58
2.4.1 Γενικοί Λόγοι Ανάπτυξης.....	58
2.4.2 Η Αρνητική και Θετική Συμβολή στην Οικονομική Ανάπτυξη.....	58
2.5 Ο Τουρισμός στην Ελληνική Οικονομία - Κοινωνία	61
2.5.1 Δυνατότητα Ανάπτυξης της Οικονομίας	61
2.5.2 Ενίσχυση της Απασχόλησης.....	62
2.5.3 Χαρακτηριστικά Τουριστικής Ζήτησης.....	63
2.5.4 Χαρακτηριστικά, Πλεονεκτήματα και Αδυναμίες του Ελληνικού Τουρισμού	64
2.5.5. Η Ζήτηση του Ελληνικού Τουρισμού	67
2.6 Οι Τάσεις και οι Προοπτικές του Τουρισμού τον 21ο Αιώνα.....	68
2.6.1 Βασικές Τάσεις.....	68
2.6.2 Εξελίξεις στην Τεχνολογία.....	69
2.6.3 Προώθηση του Εναλλακτικού Τουρισμού	69
2.7 Μέτρηση Τουριστικών Δεδομένων	70
2.7.1 Μέθοδοι Μέτρησης	70
2.7.2 Διεθνείς και Ευρωπαϊκοί Οργανισμοί Καταγραφής και Μελέτης του Τουρισμού.....	71
2.8 Πληροφοριακά Συστήματα Πρόβλεψης της Τουριστικής Ζήτησης	73
2.8.1 Γενικά	73
3. Τουρισμός και Προβλέψεις	75
3.1 Ενδιαφέρον για Παραγωγή Ακριβών Προβλέψεων	75
3.2 Δυσκολίες στην Πρόβλεψη.....	76
3.2.1 Γενικές Δυσκολίες	76
3.2.2 Ειδικές Δυσκολίες	76
3.2.3 Απρόβλεπτες Κρίσεις και Καταστροφές	77
3.2.4 Εποχιακότητα - Χειμερινός Ελληνικός Τουρισμός	77
3.2.5 Επιμήκυνση της Τουριστικής Περιόδου.....	78
3.3 Επισκόπηση Μεθοδολογιών και Συστημάτων Πρόβλεψης	80
3.3.1 Τεχνικές Προβλέψεων στον Τουρισμό.....	80
3.3.2 Συγκρίσεις Ακρίβειας Προβλέψεων σε Τουριστικά Δεδομένα.....	81
3.3.3 Εμπειρική Έρευνα σε Ποσοτικές Μεθόδους - Σύγκριση των Μεθόδων στην Πρόβλεψη Ζήτησης Τουρισμού	82
4. Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων (Neural Networks) – Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence).....	89
4.1 Γενικά Στοιχεία	89
4.1.1 Γνωστικό Πεδίο	89
4.1.2 Ορισμός.....	89
4.2 Βιολογικοί -Τεχνητοί Νευρώνες	91
4.2.1 Ομοιότητες Νευρώνων-Ανθρώπινου Εγκεφάλου.....	91
4.2.2 Είσοδοι-Βάρη	91

4.2.3 Βασικές Ικανότητες του Ανθρώπινου Εγκεφάλου	93
4.3 Εφαρμογές των Νευρωνικών Δικτύων	94
4.3.1 Γενικά	94
4.3.2 Νευρωνικό Δίκτυο για την Κριτική και Στατιστική Πρόβλεψη.....	94
4.3.3 Τεχνητά-Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα.....	95
4.4 Βήματα στο Σχεδιασμό ενός Νευρωνικού Δικτύου Πρόβλεψης.....	96
4.4.1 Αρχικά Στοιχεία	96
4.4.2 Ανάλυση Βημάτων	97
4.5 Γενικά Συμπεράσματα-Μελέτες	108
5. Παραγωγή Προβλέψεων.....	109
5.1 Παρουσίαση Γραφημάτων – Επεξήγηση Μεθοδολογίας κατά τη χρήση του Προγράμματος Τεχνητής Νοημοσύνης NeuroIntelligence.....	109
5.1.1 Στάδιο: <i>Analyze – Partition</i>	109
5.1.2 Στάδιο: <i>Reprocess</i>	110
5.1.3 Στάδιο: <i>Search Architecture</i>	111
5.1.4 Στάδιο: <i>Design Architecture</i>	112
5.1.5 Στάδιο: <i>Train</i>	113
5.1.6 Στάδιο: <i>Test</i>	114
5.1.7 Στάδιο: <i>Query</i>	115
5.2 Συλλογή Δεδομένων – Μέθοδοι Επεξεργασίας.....	116
6. Επίλογος.....	119
6.1 Σύνοψη, Συμπεράσματα, Μελλοντικές Επεκτάσεις.....	119
7. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	121

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Αποτελέσματα στο σύνολο των Δεδομένων των 111 Χρονοσειρών	49
Πίνακας 2: Αποτελέσματα στο υποσύνολο των Δεδομένων των 11 Χρονοσειρών	50
Πίνακας 3: Απόδοση πρόβλεψης με κριτήριο το MAPE	82

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Προσαρμογή 2 Ευθειών σε Ιστορικά Δεδομένα	22
Εικόνα 2: Προσαρμογή Ευθείας Παλινδρόμησης σε Ιστορικά Δεδομένα	23
Εικόνα 3: Αφίξεις και Εισπράξεις Εισερχόμενου Τουρισμού	67
Εικόνα 4: Επαναληπτικό T.N.Δ με 1 κρυμμένο επίπεδο	90
Εικόνα 5: Αντιστοιχία βιολογικού-τεχνητού νευρώνα	91
Εικόνα 6: Λογιστική συνάρτηση $f(u)=1/(1+\exp(-gu))$	92
Εικόνα 7: Υπερβολική Εφαπτομένη $f(u)=\tanh(gu)$	92
Εικόνα 8: Νευρωνικό Δίκτυο με 1 κρυμμένο επίπεδο και 1 έξοδο	95
Εικόνα 9: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο	95
Εικόνα 10: Ασαφές Νευρωνικό Δίκτυο	95
Εικόνα 11: Μεθοδολογία Analyze – Partition	109
Εικόνα 12: Μεθοδολογία Reprocessing	110
Εικόνα 13: Μεθοδολογία Architecture Search Options	111
Εικόνα 14: Μεθοδολογία Design Architecture.....	112
Εικόνα 15: Μεθοδολογία Training	113
Εικόνα 16: Μεθοδολογία Testing	114
Εικόνα 17: Μεθοδολογία Query	115

1. Τεχνικές Προβλέψεων

1.1 Γενικά περί Προβλέψεων

1.1.1 Σημασία

Το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία 35 χρόνια. Το ενδιαφέρον αυτό που υπάρχει για την πρόβλεψη προέρχεται τόσο από τον ακαδημαϊκό κόσμο όσο και από τους πρακτικά ασχολούμενους με αυτή και προκύπτει από την ανάγκη λήψης κάποιας απόφασης αντιμετωπίζοντας την αβεβαιότητα του μέλλοντος.

Ο ακαδημαϊκός κόσμος έχει συνεισφέρει στην ραγδαία αύξηση του πλήθους των μεθόδων πρόβλεψης. Υπάρχουν βέβαια και κάποιες αξιοσημείωτες εξαιρέσεις όπου οι ασχολούμενοι με την επιστήμη της πρόβλεψης συνεισέφεραν και αυτοί με την εύρεση και εφαρμογή νέων μοντέλων πρόβλεψης. Οι πρακτικά ασχολούμενοι με τις προβλέψεις, οι οποίοι είναι και οι χρήστες αυτών, προσφέρουν τον λόγο ύπαρξης της πρόβλεψης για την οποία υπάρχει μεγάλη ζήτηση στην αγορά από τους ανυπόμονους αγοραστές των προβλέψεων και των υπηρεσιών πρόβλεψης οι οποίοι έχουν ουσιαστικά καταστεί αιχμάλωτοί της.

Οι διοικητές των επιχειρήσεων, οι σχεδιαστές της κυβερνητικής πολιτικής, οι διαχειριστές των εταιριών και πολλοί άλλοι παράγοντες βρίσκονται πάντα αντιμέτωποι με την αβεβαιότητα. Η αντίληψη αυτής της κατάστασης αβεβαιότητας γίνεται όλο και πιο έντονη και έχει επιβάλλει μια πιο συστηματική και προσεκτική έρευνα του μέλλοντος. Οι προβλέψεις που παράγονται από τις διάφορες μεθόδους χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα σε όλες τις κατηγορίες σχεδιασμού, καθορισμού στρατηγικών, πολιτικού σχεδιασμού, χρονικού προγραμματισμού, ελέγχου αγοράς και απογραφών καθώς και σε πλήθος δραστηριοτήτων λήψης αποφάσεων. Συνεπώς δεν υπάρχει αμφιβολία ότι η πρόβλεψη αποκτά κεντρικό ρόλο και η αναγκαιότητα της είναι αναμφισβήτητη. Αυτή τη

χρονική στιγμή η μεγαλύτερη πρόκληση στον τομέα της πρόβλεψης είναι να γίνει η διαδικασία των προβλέψεων όσο το δυνατόν πιο χρήσιμη και αποδοτική.

1.1.2 Δυσμενείς Κριτικές

Όλα αυτά τα χρόνια ο τομέας της πρόβλεψης έχει δεχτεί δυσμενείς κριτικές και είχε αντιμετωπίσει μεγάλη δυσaréσκεια σχετικά με την ανικανότητα των μεθόδων να προειδοποιήσουν έγκαιρα για επερχόμενες αλλαγές καθώς και για μεγάλα σφάλματα στις προβλέψεις. Συγχρόνως όμως λανθασμένες ενέργειες που προκαλούνται από ασταθή περιβάλλοντα, μη αναμενόμενες εξελίξεις και ασυνέχειες αυξάνουν τις ανάγκες για την πραγματοποίηση προβλέψεων. Όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα στο περιβάλλον και τα πάντα ακολουθούν την αναμενόμενη πορεία τους, δεν υπάρχει ουσιαστική ανάγκη για να γίνουν προβλέψεις. Η ειρωνεία έγκειται στο ότι σε χρονικές περιόδους που χαρακτηρίζονται από συνεχείς και απότομες μεταβολές και η ικανότητα πρόβλεψης είναι αισθητά μειωμένη, η ζήτηση για πραγματοποίηση προβλέψεων παρουσιάζει κατακόρυφη αύξηση. Αυτό επιβεβαιώνεται και πρακτικά από το γεγονός ότι σε περιόδους οικονομικών υφέσεων ή άλλων κρίσεων οι αναζητήσεις για συμβούλους προβλέψεων αυξάνεται.

Η βασική αιτία των δυσμενών κριτικών που αντιμετωπίζει ο τομέας των προβλέψεων είναι οι λανθασμένες προσδοκίες των ίδιων των χρηστών του. Η πρόβλεψη δεν αποτελεί υποκατάστατο της προφητείας. Οι ειδικοί των προβλέψεων δεν έχουν κρυστάλλινες σφαίρες μπροστά τους που να τους επιτρέπουν να βλέπουν μέσα από αυτές το μέλλον. Η ύπαρξη σφαλμάτων στις προβλέψεις είναι αναπόφευκτη. Αυτό που έχει σημασία είναι να εκτιμούνται όσο πιο ρεαλιστικά γίνεται τα πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και να λαμβάνονται υπόψη όταν χρησιμοποιούνται οι προβλέψεις τους σε διαδικασίες σχεδιασμού και λήψης αποφάσεων.

1.1.3 Πρακτική Ενασχόληση

Η πρακτική ενασχόληση και η συσσωρευμένη εμπειρία είναι αποφασιστικοί παράγοντες κατά τον αντικειμενικό προσδιορισμό των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης και το μέγεθος των σφαλμάτων

πρόβλεψης. Είναι ισοδύναμο με τον εργαστηριακό πειραματισμό που είναι διαδεδομένος μεταξύ των φυσικών επιστημόνων. Πρακτικά δεν είναι ικανοποιητικό να πιστεύουμε σε ισχυρισμούς βασισμένους σε προσωπικά ενδιαφέροντα, φιλοδοξίες και σε επιλεκτική πληροφόρηση. Χωρίς αμφιβολία αυτοί που πωλούν και σχετίζονται με οποιονδήποτε τρόπο με κάποιες μεθόδους πρόβλεψης, θα υποστηρίζουν ότι οι μέθοδοι τους είναι οι καλύτερες. Από την άλλη πλευρά, ο αντικειμενικός σκοπός της πρακτικής ενασχόλησης με την πρόβλεψη είναι να ελέγξουμε την ακρίβεια καθώς και άλλα χαρακτηριστικά των μεθόδων με ένα όσο το δυνατόν πιο επιστημονικό και αντικειμενικό τρόπο. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι η πρακτική ενασχόληση κατέχει πολύ σημαντικό ρόλο στην επιστήμη των προβλέψεων αφού σκοπεύει στην διάκριση των μύθων από την πραγματικότητα και στην απαλοιφή της αυταπάτης.

Μερικές φορές επικρατεί ο ισχυρισμός ότι η πρακτική ενασχόληση δεν είναι απαραίτητη. Σύμφωνα με αυτούς τους ισχυρισμούς, αν τα αποτελέσματα της πρακτικής ενασχόλησης διαφωνούν με τα θεωρητικά προσδοκώμενα αποτελέσματα - προβλέψεις, τότε θα πρέπει να εμπιστευτούμε τα πιο πρόσφατα αποτελέσματα δηλαδή τα πειραματικά αποτελέσματα. Προφανώς ένας τέτοιος ισχυρισμός είναι απόλυτα λανθασμένος. Όλες οι θεωρίες είναι βασισμένες σε διάφορες υποθέσεις. Εάν μια από αυτές δεν ικανοποιείται, τότε η αντίστοιχη θεωρία μπορεί να προβλέψει αποτελέσματα που είναι διαφορετικά από τις πρακτικές παρατηρήσεις. Ο καλύτερος έλεγχος για οποιαδήποτε καλή θεωρία είναι η ικανότητα της να προβλέπει, αλλιώς αυτή γίνεται ένα ακαδημαϊκό προϊόν διανοητικής σύνθεσης χωρίς πρακτική αξία και δεν έχουν καμία ιδιαίτερη αξία πέραν της αυτοεξυπηρέτησης ενδιαφερόντων μεταξύ αυτών που τις υποστηρίζουν.

1.1.4 Αποκλίσεις Προβλέψεων και Αποτελεσμάτων

Στην επιστήμη των προβλέψεων πάντα υπήρχαν διαφορές μεταξύ των θεωρητικών προβλέψεων και των πρακτικών αποτελεσμάτων. Ο σημαντικότερος λόγος τέτοιων αποκλίσεων είναι ότι κάποιες από τις θεωρητικές υποθέσεις δεν ευσταθούν. Κάθε μοντέλο πρόβλεψης βασίζεται στην προσαρμογή ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων. Θεωρητικά η καλύτερη μέθοδος μπορεί να αναγνωριστεί κατά την προσαρμογή ενός μοντέλου στα υπάρχοντα δεδομένα. Συστήματα ταυτόχρονων

εξισώσεων προσαρμόζουν τα δεδομένα με μεγαλύτερη ακρίβεια, σε σχέση με μοντέλα απλών εξισώσεων που με τη σειρά τους έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια από μεθόδους χρονοσειρών οι οποίες δεν περιλαμβάνουν επεξηγηματικές μεταβλητές. Περαιτέρω, στις μεθόδους χρονοσειρών, οι περισσότεροι πολύπλοκες και στατιστικά εξειδικευμένες μέθοδοι πρέπει να είναι καλύτερες από τις βασικές και στατιστικά απλές προσεγγίσεις.

Η προσαρμογή των μοντέλων και η παραγωγή προβλέψεων δεν είναι το ίδιο. Η ελαχιστοποίηση του σφάλματος προσαρμογής του μοντέλου δεν εγγυάται μικρότερα σφάλματα στην παραγωγή προβλέψεων εκτός και αν ισχύει υπόθεση της σταθερότητας. Αυτή η υπόθεση είναι σημαντική για κάθε στατιστική μέθοδο και εξαιρετικά χρήσιμη για την πρόβλεψη. Δεν πρέπει να συμβαίνουν αλλαγές στα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών αν τα αποτελέσματα της προσαρμογής του μοντέλου πρόκειται επακριβώς να επεκταθούν στο μέλλον πέραν των υπαρχόντων δεδομένων. Όμως δεν υπάρχει τρόπος να εγγυηθούμε σταθερότητα των προτύπων συμπεριφοράς των δεδομένων. Τα νέα δεδομένα μπορούν να έχουν διαφορετικά ποιοτικά χαρακτηριστικά από εκείνα βάσει των οποίων έγινε η βελτίωση του συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης. Σε μια τέτοια περίπτωση οι καλύτερες μέθοδοι που έχουν αναγνωριστεί θεωρητικά δεν είναι κατ' ανάγκη και οι καλύτερες πρακτικά.

Δυστυχώς στην πραγματικότητα υπάρχουν καθημερινές μεταβολές στην οικονομία, αλλαγές θέσεων και σκέψεων, πολιτικές κινήσεις που μεταβάλλουν τις υπάρχουσες τάσεις και νέες τεχνολογικές βελτιώσεις που προκαλούν αλλαγές στα υπάρχοντα πρότυπα και μεταβολές σε μακροχρόνιες σχέσεις. Συνεπώς η επιστήμη των προβλέψεων πρέπει να αποδεχτεί το γεγονός ότι η αλλαγή του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων είναι συνεχής και αέναη. Η σημαντική ερώτηση είναι το πως οι διάφορες μέθοδοι συμπεριφέρονται σε ένα περιβάλλον που αλλάζει διαρκώς. Έτσι η γνώση των μεθόδων που συμπεριφέρονται καλύτερα στην προσαρμογή ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων δεν παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον. Η πιο σημαντική και πρόσφορη πλευρά της διαδικασίας παραγωγής προβλέψεων είναι να γνωρίζουμε τις μεθόδους που μπορούν να ελαχιστοποιήσουν τα σφάλματα πρόβλεψης και όχι τα σφάλματα προσαρμογής, ανεξαρτήτως της σταθερότητας ή μη του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων.

1.2 Μέθοδοι Πρόβλεψης

Οι τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα εντάσσονται σε **3 μεγάλες κατηγορίες**: **α)** τις **ποσοτικές** (quantitative) που διακρίνονται α_1) στις μεθόδους χρονοσειρών και α_2) τις αιτιοκρατικές μεθόδους, **β)** τις **κριτικές** (judgmental) που διακρίνονται β_1) στις ατομικές και β_2) στις μεθόδους επιτροπής και **γ)** τις **τεχνολογικές** (technological) που διακρίνονται γ_1) στις διερευνητικές (exploratory) και γ_2) στις κανονιστικές (normative).

1.2.1 Ποσοτικές Μέθοδοι

Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων εφαρμόζονται όταν η διαθέσιμη πληροφορία ποσοτικοποιείται με την μορφή αριθμητικών δεδομένων και με την υπόθεση ότι το πρότυπο συμπεριφοράς των ιστορικών αυτών δεδομένων διατηρείται σταθερό στο μέλλον. Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων μπορούν να ταξινομηθούν ανάλογα με το μοντέλο που χρησιμοποιείται. Έτσι αυτές διακρίνονται στα **μοντέλα χρονοσειρών** και στα **αιτιοκρατικά μοντέλα**. Μελετώντας τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά τους μπορούμε να κατανοήσουμε ευκολότερα τις βασικές υποθέσεις πάνω στις οποίες στηρίζεται κάθε ποσοτική μέθοδος εντοπίζοντας παράλληλα τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της εφαρμογής της σε συγκεκριμένες καταστάσεις.

1.2.1.1 Μέθοδοι Χρονοσειρών

Πρόκειται για το πιο διαδεδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης. Βασίζεται στην υπόθεση ότι η μεταβολή της τιμής του υπό εξέταση μεγέθους ακολουθεί ένα λανθάνον πρότυπο που επαναλαμβάνεται στο χρόνο και παραμένει σταθερό. Στηρίζεται όμως στην παραδοχή ότι το λανθάνον αυτό πρότυπο αναγνωρίζεται μονοσήμαντα με βάση τα δεδομένα. Οι προβλέψεις παράγονται με την αναγνώριση του ακολουθούμενου προτύπου και την επέκταση του στο μέλλον. Έτσι λοιπόν βασιζόμενοι στις παρελθούσες τιμές της υπό εξέταση μεταβλητής, προσπαθούμε να ανιχνεύσουμε κάποιο πρότυπο συμπεριφοράς αυτών και να παραγάγουμε προβλέψεις επεκτείνοντας το πρότυπο αυτό στο μέλλον. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι πρέπει να έχουμε στη διάθεση μας ικανό αριθμό στοιχείων παρελθουσών τιμών, για την τιμή του υπό πρόβλεψη μεγέθους

σε προηγούμενες και σταθερές χρονικές περιόδους, ώστε να επιλέξουμε το καλύτερο πρότυπο συμπεριφοράς της χρονοσειράς, παράγοντας έτσι πιο ακριβείς προβλέψεις. Οι μέθοδοι που περιγράφονται με το συγκεκριμένο μοντέλο αποτελούν μια ιδιαίτερη κατηγορία των ποσοτικών μεθόδων και ονομάζονται μέθοδοι χρονοσειρών.

Σε αυτές τις μεθόδους συγκαταλέγονται:

1.2.1.1.1 Οι μέθοδοι Αποσύνθεσης

Οι μέθοδοι αποσύνθεσης αναγνωρίζουν τις **4** ξεχωριστές **συνιστώσες** που χαρακτηρίζουν τις χρονοσειρές και τις απομονώνουν. Πρόκειται για την **Τάση**, τον **Κύκλο**, την **Εποχιακότητα** και την **Τυχαιότητα**. Η τάση που αντιπροσωπεύει την γενική εικόνα της χρονοσειράς μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή. Ο κυκλικός παράγοντας αντιπροσωπεύει τις ανόδους ή τις πτώσεις λόγω ειδικών, οικονομικών ή άλλων συνθηκών. Η εποχιακότητα αντιπροσωπεύει τις περιοδικές διακυμάνσεις που έχουν σταθερό μήκος. Τέλος υπάρχει και η συνιστώσα της τυχαιότητας. Αυτό το είδος ‘σφάλματος’ είναι η διαφορά ανάμεσα στη συνδυασμένη επίδραση των 3 πρώτων συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχιακότητα) και των πραγματικών δεδομένων. Ο σκοπός των μεθόδων αποσύνθεσης είναι να απομονώσουν κάθε συνιστώσα με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια. Η βασική ιδέα είναι εμπειρική και περιέχει διαδοχικά την απομόνωση της εποχιακότητας, της τάσης και τέλος της κυκλικότητας. Το υπόλοιπο θεωρείται ότι είναι η τυχαιότητα που, αν και δεν μπορεί να προβλεφθεί, μπορεί να αναγνωρισθεί.

Ανάμεσα στις πιο δημοφιλείς μεθόδους αποσύνθεσης είναι η **κλασσική μέθοδος αποσύνθεσης** και η **μέθοδος Census II** (με τις διάφορες παραλλαγές της).

1.2.1.1.2 Οι μέθοδοι Εξομάλυνσης

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης εφαρμόζονται εύκολα και παρέχουν ικανοποιητικές προβλέψεις στο βραχυπρόθεσμο ορίζοντα. Στις μεθόδους αυτές γίνεται χρήση των παρελθουσών παρατηρήσεων για τον προσδιορισμό της εξομαλυμένης (smoothed) τιμής της σειράς των δεδομένων. Στη συνέχεια αυτή η εξομαλυμένη τιμή προεκτείνεται ώστε να προκύψει η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της σειράς.

Η βασική ιδέα των μεθόδων εξομάλυνσης είναι ότι υπάρχει ένα λανθάνον πρότυπο συμπεριφοράς το οποίο ακολουθούν οι τιμές των μεταβλητών που πρέπει να προβλεφθούν και ότι οι ιστορικές παρατηρήσεις της κάθε μεταβλητής αντιπροσωπεύουν αυτό το πρότυπο καθώς και τυχαίες διακυμάνσεις. Ο σκοπός των μεθόδων αυτών είναι να διακρίνουν ανάμεσα στις τυχαίες αποκλίσεις το βασικό πρότυπο, εξομαλύνοντας τα ιστορικά δεδομένα. Αυτό ισοδυναμεί με ελαχιστοποίηση της τυχειότητας που υπάρχει στην ιστορική ακολουθία και έχει σαν αποτέλεσμα η πρόβλεψη να βασίζεται στο εξομαλυμένο πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων.

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης διακρίνονται σε 2 επιμέρους κατηγορίες: **α)** τις **μεθόδους κινητού μέσου όρου** στις οποίες οι παρελθούσες τιμές της μεταβλητής συμμετέχουν με τον ίδιο συντελεστή βαρύτητας στον υπολογισμό της πρόβλεψης και **β)** τις **μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης**, όπου χρησιμοποιούνται διαφορετικοί συντελεστές βαρύτητας για τα ιστορικά δεδομένα, οι οποίοι φθίνουν με εκθετικό τρόπο, από την πιο πρόσφατη τιμή των δεδομένων ως την πιο μακρινή.

1.2.1.1.3 Οι Αυτοπαλινδρομικές Μέθοδοι Κινητού Μέσου όρου (ARIMA)

Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία προσπαθούμε να περιγράψουμε την διαχρονική εξέλιξη κάποιου φυσικού μεγέθους. Δεδομένου ότι για την πλειοψηφία των φυσικών μεγεθών είναι αδύνατη η πλήρης γνώση και καταγραφή όλων των παραγόντων που επηρεάζουν την εξέλιξή τους στο χρόνο, είναι πολύ δύσκολη η διαχρονική περιγραφή του μεγέθους από ένα ντετερμινιστικό μοντέλο. Από την άλλη πλευρά η εξάρτηση τέτοιων μεγεθών από παράγοντες μη ντετερμινιστικούς (καιρός ή άλλα τυχαία γεγονότα) καθιστά δυνατή την περιγραφή της διαχρονικής τους εξέλιξης από ένα στοχαστικό μοντέλο με το οποίο θα μπορεί να υπολογιστεί η πιθανότητα με την οποία η τιμή του μεγέθους βρίσκεται σε κάποιο διάστημα. Τα στοχαστικά μοντέλα περιέχουν την τυχειότητα, τις τιμές του μεγέθους οι οποίες εμφανίστηκαν σε προηγούμενες χρονικές στιγμές και ίσως κάποιους άλλους στοχαστικούς παράγοντες. Το μοντέλο που προκύπτει είναι γραμμικός συνδυασμός των παραπάνω. Γενικά τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου βασίζονται στην παραδοχή της αλληλεξάρτησης μεταξύ των τιμών τις οποίες λαμβάνει η χρονοσειρά στις διάφορες χρονικές στιγμές.

1.2.1.2 Επεξηγηματικές (Αιτιοκρατικές) Μέθοδοι

Στις επεξηγηματικές μεθόδους, αντί της προσαρμογής κάποιου μοντέλου στην χρονοσειρά (όπως το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης), αναγνωρίζονται ορισμένες μεταβλητές οι οποίες σχετίζονται με τη σειρά δεδομένων και αναπτύσσεται κάποιο μοντέλο προκειμένου να εκφράσει τη σχέση αυτή. Στην περίπτωση αυτή η πρόβλεψη εκφράζεται ως συνάρτηση κάποιου συγκεκριμένου αριθμού παραγόντων που επηρεάζουν την τελική τιμή της. Δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει χρονική εξάρτηση.

Η ανάπτυξη μιας επεξηγηματικής μεθόδου διευκολύνει την καλύτερη κατανόηση των συνθηκών και επιτρέπει τον πειραματισμό με διάφορους συνδυασμούς δεδομένων με σκοπό την μελέτη των επιδράσεων τους στις προβλέψεις. Με αυτόν τον τρόπο τα επεξηγηματικά μοντέλα μπορούν να επηρεάσουν το μέλλον μέσα από αποφάσεις που παίρνονται σήμερα. Στις επεξηγηματικές μεθόδους ανήκουν οι **μέθοδοι παλινδρόμησης** και οι **οικονομετρικές μέθοδοι**.

1.2.1.2.1 Μέθοδοι Παλινδρόμησης

Υποθέτουμε την ύπαρξη γραμμικής σχέσης ανάμεσα στη μεταβλητή της οποίας την τιμή θέλουμε να προβλέψουμε (εξαρτημένη μεταβλητή) και έναν αριθμό ανεξάρτητων μεταβλητών. Στην περίπτωση 1 ανεξάρτητης μεταβλητής έχουμε την **απλή παλινδρόμηση** ενώ στην περίπτωση περισσότερων μεταβλητών έχουμε την **πολλαπλή παλινδρόμηση**. Οι μέθοδοι παλινδρόμησης θεωρούν ότι όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές καθορίζονται από εξωγενείς παράγοντες. Όμως σε πολλές περιπτώσεις οικονομικών ή επιχειρησιακών σχέσεων υπάρχει αλληλεξάρτηση ανάμεσα στις μεταβλητές που εμπεριέχονται στην εξίσωση υπολογισμού της εξαρτημένης μεταβλητής. Τέτοιες κατηγορίες σχέσεων μπορούν καλύτερα να εκφρασθούν από ένα σύστημα ταυτόχρονων εξισώσεων οι οποίες αποτελούν ένα οικονομετρικό μοντέλο.

1.2.1.2.2 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση

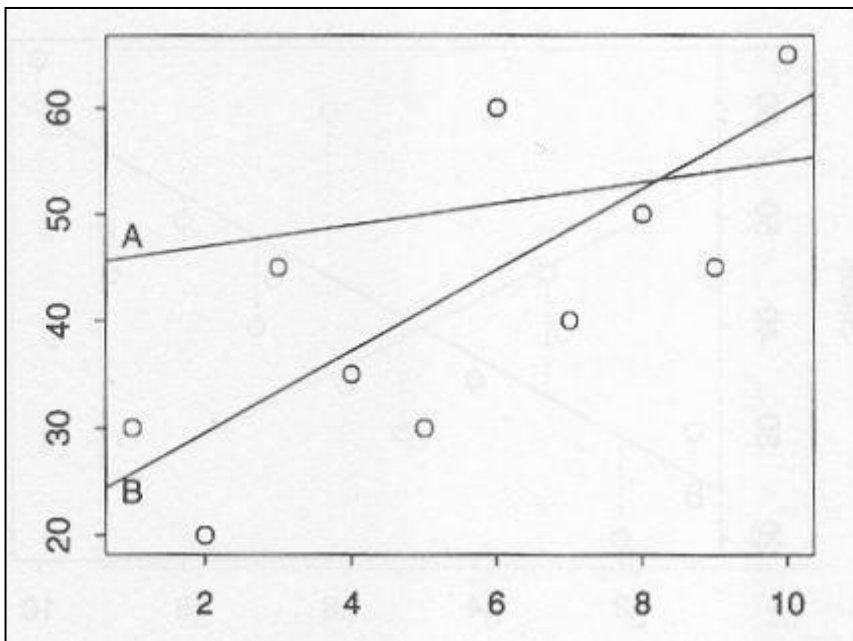
Με τον όρο Απλή Παλινδρόμηση γίνεται αναφορά σε κάθε παλινδρόμηση μιας μεταβλητής Y (εξαρτημένη μεταβλητή) επί μιας μεταβλητής X (επεξηγηματική ή ανεξάρτητη μεταβλητή) (Drapper 1994). Γενικά είναι διαθέσιμο ένα

σύνολο n ζευγών (X_i, Y_i) για $i=1,2,3 \dots, n$. Θα θεωρήσουμε μια γραμμική σχέση μεταξύ των Y και X η οποία δίνεται από τον τύπο:

$$Y = a + bX + e$$

όπου a είναι το αρχικό σημείο (για $b=0$) και b η κλίση της ευθείας, ενώ ο όρος e δηλώνει το σφάλμα (την απόκλιση της παρατήρησης από την ευθεία $Y = a + bX$).

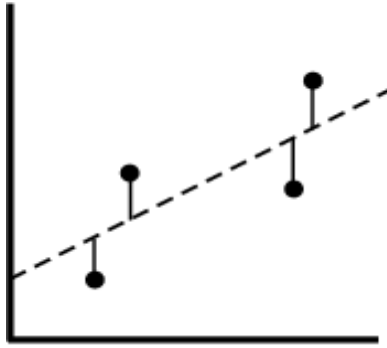
Στην παρακάτω εικόνα, έχουν προσαρμοσθεί 2 διαφορετικές ευθείες στα δεδομένα. Παρατηρούμε ότι η ευθεία B προσαρμόζεται στα δεδομένα πολύ καλύτερα από την ευθεία A.



Εικόνα 1: Προσαρμογή 2 Ευθειών σε Ιστορικά Δεδομένα

Στόχος είναι να εκτιμηθούν οι τιμές των a και b , έτσι ώστε η ευθεία $\hat{Y} = a + bX$, να αποτελεί την βέλτιστη ευθεία, δηλαδή αυτή που προσαρμόζεται όσο το δυνατόν καλύτερα στα δεδομένα.

Για κάθε σημείο στο γράφημα, το σφάλμα προσαρμογής e , μπορεί να ορισθεί ως η κατακόρυφη απόκλιση της παρατήρησης από την ευθεία προσαρμογής.



Εικόνα 2: Προσαρμογή Ευθείας Παλινδρόμησης σε Ιστορικά Δεδομένα

Είναι $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$, όπου $\hat{Y}_i = a + bX_i$.

Με το συμβολισμό $\hat{Y}_i$ αναφερόμαστε στην εκτιμώμενη (από την ευθεία παλινδρόμησης) τιμή Y_i , που αντιστοιχεί στην παρατήρηση X_i .

Σαν βέλτιστη ευθεία προσαρμογής, επιλέγεται αυτή για την οποία το **άθροισμα** των τετραγώνων των **σφαλμάτων** γίνεται **ελάχιστο**. Η μέθοδος είναι γνωστή σαν **Μέθοδος Ελαχίστων Τετραγώνων** ή **OLS** (Ordinary Least Squares).

Μπορούμε να γράψουμε τον παραπάνω τύπο σαν συνάρτηση των a και b :

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n ([Y_i - \hat{Y}_i])^2 = \sum_{i=1}^n ([Y_i - a - bX_i])^2$$

Στη συνέχεια υπολογίζουμε τις **τιμές** των a και b για τις οποίες η συνάρτηση παίρνει την μικρότερη τιμή:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

$$a = \bar{Y} - b\bar{X}$$

Η μέθοδος αυτή ονομάζεται **Μέθοδος Ελαχίστων Τετραγώνων**. Αφού εκτιμηθούν οι συντελεστές της παλινδρόμησης και ελεγχθεί η καταλληλότητα του μοντέλου, μπορούμε για κάθε νέα τιμή της μεταβλητής X να υπολογίσουμε μια συγκεκριμένη τιμή για την μεταβλητή Y ή κάποιο διάστημα εμπιστοσύνης στο οποίο αυτή θα κυμαίνεται.

1.2.2 Κριτικές Μέθοδοι

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης δεν έχουν τις ίδιες απαιτήσεις σε δεδομένα με τις ποσοτικές μεθόδους. Τα δεδομένα των μεθόδων αυτών αποτελούν προϊόν διαίσθησης, κρίσης και συσσωρευμένης γνώσης. Οι κριτικές μέθοδοι είναι αυτές που χρησιμοποιούνται συχνά σε επιχειρήσεις και οργανισμούς.

Στις κριτικές μεθόδους η πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται είτε στις γνώσεις και την κρίση ενός ατόμου (**ατομικές μέθοδοι**) είτε να προκύπτει από την ανταλλαγή και το συνδυασμό απόψεων των μελών κάποιας επιτροπής (μέθοδοι **επιτροπής**).

1.2.3 Τεχνολογικές Μέθοδοι

1.2.3.1 Γενικά

Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης απευθύνονται σε μακροπρόθεσμα πλάνα τεχνολογικής, κοινωνικής, οικονομικής ή πολιτικής φύσης και διακρίνονται στις **διερευνητικές** (exploratory) και στις **κανονιστικές** (normative).

Οι διερευνητικές μέθοδοι (**Delphi**, **S-καμπύλες**, **αναλογίες** και **μορφολογική έρευνα**) έχουν ως σημείο εκκίνησης το παρελθόν, το παρόν και κινούνται προς το μέλλον με τρόπο ευρετικό, εξετάζοντας συχνά όλες τις διαθέσιμες πιθανές περιπτώσεις. Αντίθετα οι κανονιστικές μέθοδοι (όπως οι **μήτρες αποφάσεων**, τα **δέντρα συσχετίσεων**

και η **ανάλυση συστημάτων**) καθορίζουν αρχικά τους μελλοντικούς στόχους και στη συνέχεια εξετάζουν την δυνατότητα επίτευξής τους με τους υπάρχοντες περιορισμούς και τους διαθέσιμους πόρους και τεχνολογίες.

Η **Delphi**, μια πολύ συνήθης μέθοδος, εκτός από τα πλεονεκτήματα μιας αυθεντικής αντικειμενοστρεφούς γλώσσας, έχει και άλλα όπως το γεγονός ότι βασίζεται σε φόρμες, ο πολύ γρήγορος μεταγλωττιστής της, η πολύ καλή υποστήριξη σε εφαρμογές Βάσεων Δεδομένων, η συγγένειά της με τον προγραμματισμό των Windows και το προηγμένο χαρακτηριστικό της χρήσης ‘components’.

1.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών

Η συστηματική μελέτη μιας χρονοσειράς έχει σημείο εκκίνησης την επισκόπηση της γραφικής της παράστασης (με οριζόντιο άξονα το πεδίο του χρόνου). Τα βασικά ποιοτικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από την παραπάνω μελέτη είναι η τάση, η κυκλικότητα, η εποχιακότητα και οι ασυνέχειες (ή αλλιώς τυχαιότητα).

Η **τάση** που αντιπροσωπεύει τη γενική εικόνα της χρονοσειράς μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή και μπορεί να θεωρηθεί σαν μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου όρου των τιμών της χρονοσειράς. Συχνά η τάση μπορεί να εκτιμηθεί κατά προσέγγιση με μια ευθεία γραμμή ή μια εκθετική καμπύλη, χωρίς να αποκλείονται και άλλες οικογένειες καμπυλών. Για να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα για το αν μια χρονοσειρά παρουσιάζει ή όχι τάση θα πρέπει να έχουμε στην διάθεση μας ικανό αριθμό παρατηρήσεων και να εκτιμήσουμε ένα κατάλληλο μήκος περιόδου στο οποίο θα αναζητήσουμε την ύπαρξη τάσης. Αυτό γιατί αν μια χρονοσειρά παρουσιάζει κυκλικές διακυμάνσεις για κάποιο χρονικό διάστημα και το πλήθος των παρατηρήσεων που έχουμε στην διάθεση μας είναι μικρότερο από αυτόν τον αριθμό, τότε θα λάβουμε την υπάρχουσα κυκλικότητα της χρονοσειράς ως τάση και θα οδηγηθούμε σε λανθασμένα συμπεράσματα.

Ο **κυκλικός παράγοντας** αντιπροσωπεύει τις ανόδους ή τις πτώσεις λόγω ειδικών οικονομικών ή άλλων συνθηκών (γνωστές ως επιχειρηματικός κύκλος) και εμφανίζεται

κατά περιόδους. Οι περίοδοι αυτοί δεν είναι απαραίτητο να είναι σταθερές και το μήκος τους είναι σχεδόν μεγαλύτερο του έτους σε όλες τις περιπτώσεις. Στις γραφικές παραστάσεις των χρονοσειρών παρουσιάζεται ως μια κυματοειδής γραμμή που κινείται μεταξύ της υψηλότερης και της χαμηλότερης στάθμης. Συναντάται σε χρονοσειρές όπως του ΑΕΠ, των τιμών των μετοχών, των δεικτών βιομηχανικής παραγωγής και γενικώς των περισσότερων οικονομικών μεγεθών.

Η **εποχιακότητα** αντιπροσωπεύει τις περιοδικές διακυμάνσεις που έχουν σταθερό και μικρότερο του 1 έτους, μήκος. Η διακύμανση αυτή είναι άμεσα κατανοητή και προβλέψιμη γιατί επαναλαμβάνεται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο. Συναντάται σε χρονοσειρές όπως της κατανάλωσης του πετρελαίου θέρμανσης και της θερμοκρασίας του περιβάλλοντος. Έτσι είναι εύκολη η μέτρηση και η απομόνωση αυτής της εποχιακής διακύμανσης λαμβάνοντας έτσι τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Από τα παραπάνω καταλαβαίνουμε ότι η διαφορά της εποχιακότητας από την κυκλικότητα είναι ότι η μεν εποχιακότητα επαναλαμβάνεται σε σταθερά διαστήματα όπως ο χρόνος, ο μήνας, η εβδομάδα, η δε κυκλικότητα έχει μεγαλύτερη διάρκεια που διαφέρει από κύκλο σε κύκλο. Οι ασυνέχειες είναι εκείνες οι παρατηρήσεις που εμφανίζονται στη γραφική παράσταση της χρονοσειράς ως απότομες μεταβολές στο πρότυπο συμπεριφοράς της.

Οι **ασυνέχειες** είναι μη προβλέψιμες και έχουν ή παροδικό ή μόνιμο χαρακτήρα. Στην 1η περίπτωση ονομάζονται **outliers** ενώ στην 2η περίπτωση **level-shifts**. Στην περίπτωση του outlier, η επίδρασή του στη χρονοσειρά είναι ελάχιστη (έχει μικρή χρονική διάρκεια). Χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στην ερμηνεία τέτοιων παρατηρήσεων όπου απαιτείται θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα και κοινή λογική. Ένα outlier μπορεί να αντιπροσωπεύει μια ασυνήθιστη παρατήρηση που οφείλεται σε κάποιο απρόβλεπτο γεγονός. Για παράδειγμα μια απεργία μπορεί να προκαλέσει δραματική πτώση στο ύψος της παραγωγής μιας βιομηχανίας. Στην περίπτωση που οι παρατηρούμενες ασυνέχειες έχουν μόνιμο χαρακτήρα ονομάζονται level-shifts αφού εμφανίζονται ως απότομες αλλαγές στο μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς. Τέτοιες ασυνέχειες μπορούν να προκληθούν στις πωλήσεις του προϊόντος μιας εταιρείας από όταν εμφανιστεί κάποια ανταγωνίστρια επιχείρηση. Υπό αυτές τις συνθήκες θα υπάρξει μια απότομη μείωση του μέσου επιπέδου των πωλήσεων το οποίο θα σταθεροποιηθεί σε ένα χαμηλότερο επίπεδο. Τέλος υπάρχει και η συνιστώσα της

τυχαιότητας (στοιχείο σφάλματος). Είναι οι λεγόμενες μη κανονικές διακυμάνσεις. Αυτό το σφάλμα είναι η διαφορά ανάμεσα στην συνδυασμένη επίδραση των 3 πρώτων συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχιακότητα) και των πραγματικών δεδομένων.

1.4 Παράγοντες στην Επιλογή Καλύτερης Μεθόδου Πρόβλεψης

Για την επιλογή της καλύτερης μεθόδου πρόβλεψης λαμβάνονται υπόψη ορισμένοι παράγοντες που αντικατοπτρίζουν τις δυνατότητες και την εφαρμοσιμότητα των διαθέσιμων μεθόδων. Οι παράγοντες αυτοί είναι:

Χρονικός ορίζοντας: Βασικό κριτήριο επιλογής μιας μεθόδου πρόβλεψης αποτελεί το χρονικό διάστημα στο μέλλον στο οποίο θα αναφέρεται η πρόβλεψη. Γενικά οι ποιοτικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται περισσότερο στις περιπτώσεις μακροπρόθεσμων προβλέψεων, ενώ οι ποσοτικές μέθοδοι για μεσοπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Επίσης σημαντικός είναι και ο αριθμός των περιόδων για τις οποίες απαιτείται η πρόβλεψη. Ορισμένες τεχνικές είναι κατάλληλες για προβλέψεις που αντιστοιχούν σε 1 ή 2 περιόδους μετά από την πιο πρόσφατη παρατήρηση, ενώ άλλες σε περισσότερες. Υπάρχουν επίσης τεχνικές που συνδυάζουν ορίζοντες πρόβλεψης με διαφορετικά μήκη.

Πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων: Βασική προϋπόθεση στην πλειοψηφία των μεθόδων πρόβλεψης είναι η αναγνώριση του προτύπου συμπεριφοράς των δεδομένων πάνω στο οποίο θα στηριχθεί η πρόβλεψη. Τα πρότυπα αυτά είναι 4 και συγκεκριμένα: το **σταθερό** πρότυπο, το πρότυπο **της τάσης**, το **εποχιακό** και το **κυκλικό** πρότυπο. Επειδή η ικανότητα των διαφόρων μεθόδων να παράγουν αξιόπιστες προβλέψεις για διαφορετικά πρότυπα δεδομένων ποικίλλει, είναι σημαντικό η μέθοδος που θα επιλεγεί να είναι κατάλληλη για το συγκεκριμένο πρότυπο.

Κόστος: Το κόστος μιας μεθόδου πρόβλεψης καθορίζεται από τον όγκο των δεδομένων που απαιτεί η μέθοδος και από την πολυπλοκότητα της εφαρμογής της.

Αξιοπιστία: Η αξιοπιστία είναι στενά συνδεδεμένη με το επίπεδο λεπτομέρειας που απαιτείται σε μια πρόβλεψη. Σε ορισμένες περιπτώσεις ένα ποσοστό ακρίβειας $\pm 10\%$ θεωρείται ικανοποιητικό, ενώ σε άλλες έστω και 1 διακύμανση της τάξης του $\pm 5\%$ μπορεί να αποδειχτεί καταστροφική.

Απλότητα και ευκολία εφαρμογής: Έχει αποδειχτεί στην πράξη ότι προτιμούνται μέθοδοι που είναι κατανοητές και εύκολες στην εφαρμογή τους.

1.5 Συνδυασμοί Μεθόδων Πρόβλεψης

1.5.1 Σημασία

Σε πολλές περιπτώσεις όπου η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου προβλέψεων δεν είναι εύκολη, έχει αποδειχθεί προτιμότερος ο συνδυασμός των προβλέψεων που προκύπτουν από την εφαρμογή διαφορετικών μεθόδων. Με τον τρόπο αυτό αυξάνεται η ακρίβεια των προβλέψεων καθώς ελαττώνεται σημαντικά το διάστημα διακύμανσης των σφαλμάτων.

Διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης τείνουν να παράγουν διαφορετικά αποτελέσματα όταν εφαρμόζονται στις ίδιες χρονοσειρές. Επομένως η πρόβλεψη μιας δεδομένης μεθόδου μπορεί να παρέχει κάποια χρήσιμη πληροφορία που δεν εμπεριέχεται στις προβλέψεις των άλλων μεθόδων. Στο βαθμό που θα θέλαμε να βασίσουμε τις προβλέψεις σε όλη την διαθέσιμη πληροφορία που μπορούμε να συγκεντρώσουμε, φαίνεται λογικό να συσσωρεύσουμε την πληροφορία που παρέχεται από διαφορετικές μεθόδους πρόβλεψης συνδυάζοντας τις παραγόμενες προβλέψεις.

Υποθέτοντας σταθερότητα των προτύπων συμπεριφοράς των δεδομένων, το βέλτιστο θεωρητικό μοντέλο θα έπρεπε να παράγει τις πιο ακριβείς προβλέψεις. Από την στιγμή όμως που τα πρότυπα αυτά μεταβάλλονται στην πράξη, ο συνδυασμός προβλέψεων από διάφορα μοντέλα, παράγει έναν μέσο όρο που προσεγγίζει περισσότερο την πραγματικότητα από το θεωρητικά πιο σωστό μοντέλο.

Η χρήση συνδυασμού προβλέψεων ισοδυναμεί με την παραδοχή ότι είναι αδύνατον να βρεθεί κάποιο μοντέλο που να προσδιορίζει με βέλτιστο τρόπο τη

συμπεριφορά των ιστορικών δεδομένων. Όμως η μελέτη των διαφόρων τεχνικών συνδυασμού των προβλέψεων μπορεί τελικά να οδηγήσει στον προσδιορισμό πιο κατάλληλων προτύπων συμπεριφοράς και επομένως στη δημιουργία καλύτερων ατομικών μοντέλων. Αν ο συνδυασμός διαφορετικών μοντέλων παράγει πιο ακριβείς προβλέψεις, είναι θεωρητικά δυνατή η κατασκευή ενός μοντέλου το οποίο να κάνει βέλτιστη χρήση των διαφορετικών μορφών πληροφορίας που εμπεριέχονται στις προβλέψεις των μοντέλων αυτών.

1.5.2 Τεχνικές Συνδυασμού Μεθόδων Πρόβλεψης

Έχουμε τον υπολογισμό του μέσου όρου των προβλέψεων που προκύπτουν από διάφορες μεθόδους πρόβλεψης και τον υπολογισμό του μέσου όρου με χρήση συντελεστών βαρύτητας, οι οποίοι εξαρτώνται από την σχετική ακρίβεια της κάθε μεθόδου και από την συνδιακύμανση των ασφαμάτων πρόβλεψης.

Τα αποτελέσματα από έρευνες και μελέτες που έχουν γίνει μέχρι σήμερα αποδεικνύουν ότι ο συνδυασμός προβλέψεων αποτελεί μια πολύ ισχυρή στρατηγική για την μείωση των ασφαμάτων πρόβλεψης. Δεν έχουν διερευνηθεί σε όλη τους την έκταση το **πόσες** και **ποιες** μέθοδοι πρόβλεψης πρέπει να συνδυαστούν για να παράγουν την τελική πρόβλεψη καθώς και την επιλογή των συντελεστών βαρύτητας. Συχνά επικρατεί η άποψη της επιλογής μεθόδων που να διαφέρουν σημαντικά ως προς την ερμηνεία των δεδομένων και ως προς τον τρόπο επεξεργασίας τους. Μια εναλλακτική άποψη είναι η χρήση μεθόδων που θεωρούνται πιο κατάλληλες για την συγκεκριμένη μορφή των δεδομένων.

1.5.3 Συντελεστές Βαρύτητας

Όσον αφορά τους συντελεστές βαρύτητας έχει αποδειχθεί ότι σε αρκετές περιπτώσεις ο υπολογισμός του απλού μέσου όρου των προβλέψεων οδηγεί σε αποτελέσματα το ίδιο ικανοποιητικά με αυτά πιο πολύπλοκων τεχνικών συνδυασμού. Σε περιπτώσεις όμως που μια μέθοδος δίνει πιο ακριβή αποτελέσματα από κάποια άλλη,

είναι προφανές ότι ο μέσος όρος των προβλέψεων δεν θα είναι ικανοποιητικός. Το μέτρο της σχετικής ακρίβειας κάθε μεθόδου σε μια συγκεκριμένη περίπτωση θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή των συντελεστών βαρύτητας. Επιπλέον το μέγεθος της ανομοιότητας των μεθόδων αποτελεί εξίσου σημαντική ένδειξη.

1.6 Οι Βασικές Μέθοδοι Πρόβλεψης

1.6.1 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης

1.6.1.1 Αρχικά

Η **εκθετική εξομάλυνση** είναι μια μέθοδος πρόβλεψης η οποία προεκτείνει στοιχεία του προτύπου των ιστορικών δεδομένων (όπως τάσεις, εποχιακοί κύκλοι) στο μέλλον. Οι προβλέψεις υπολογίζονται μετά από την εξομάλυνση των δεδομένων έτσι ώστε να απομονωθούν τα πραγματικά πρότυπα από τις καθαρά τυχαίες διακυμάνσεις.

Η βασική αρχή των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης είναι ότι όσο πιο πρόσφατα είναι τα δεδομένα, τόσο μεγαλύτερη πληροφορία περιέχουν. Έτσι αποδίδεται μεγαλύτερη βαρύτητα στα πρόσφατα δεδομένα η οποία φθίνει εκθετικά ανάλογα με την παλαιότητα των δεδομένων. Η απλότητα των μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης, οι περιορισμένες απαιτήσεις σε αποθήκευση δεδομένων και ο μειωμένος υπολογιστικός φόρτος κάνουν τις μεθόδους εκθετικής εξομάλυνσης ιδιαίτερα δημοφιλείς. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα πρακτικών μελετών οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης παρουσιάζουν ικανοποιητικά ποσοστά ακριβείας σε σχέση με πιο πολύπλοκες μεθόδους. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι δεν επηρεάζονται από τις ιδιομορφίες των προτύπων των δεδομένων ή από τυχαία εμφανιζόμενες ακραίες τιμές. Τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης χωρίζονται σε κατηγορίες ανάλογα με την γενική μορφή της γραφικής παράστασης της χρονοσειράς. Έτσι **4 μοντέλα τάσης (σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, εκθετικής τάσης και φθίνουσας τάσης)** συνδυάζονται με **3 εποχιακά μοντέλα (μη εποχιακό, προσθετικό εποχιακό και πολλαπλασιαστικό εποχιακό)** δίνοντας **12 βασικές κατηγορίες**.

1.6.1.2 Θεωρητικά Συμπεράσματα

Τα μοντέλα σταθερού επιπέδου υποθέτουν την απουσία τάσης από τα δεδομένα θεωρώντας ότι οι χρονοσειρές έχουν έναν σχετικά σταθερό μέσο όρο. Έτσι η πρόβλεψη μπορεί να γίνει προεκτείνοντας μια οριζόντια ευθεία γραμμή. Επίσης χρησιμοποιούνται για προβλέψεις 1 βήματος ή όταν οι χρονοσειρές χαρακτηρίζονται από αυξημένο θόρυβο ή τυχαιότητα. Το μοντέλο γραμμικής τάσης είναι πρακτικά το πιο διαδεδομένο. Η πρόβλεψη για οποιαδήποτε μελλοντική χρονική στιγμή γίνεται με την προέκταση μιας ευθείας γραμμής. Το μοντέλο εκθετικής τάσης αποτελεί την καλύτερη παραδοχή σε ορισμένες περιπτώσεις, όπως το ποσοστό αύξησης των πωλήσεων στην αρχή του κύκλου ζωής του προϊόντος του οποίου η ζήτηση στην αρχή αυξάνεται αλματωδώς ενώ με την πάροδο του χρόνου τείνει να σταθεροποιηθεί. Όμως τα μοντέλα σταθερής και εκθετικής τάσης οδηγούν πολλές φορές σε υπεραισιόδοξες προβλέψεις καθώς επιμηκύνεται ο χρόνος πρόβλεψης. Το μοντέλο φθίνουσας τάσης λοιπόν αποτελεί την καλύτερη παραδοχή στις μακροχρόνιες προβλέψεις αφού μειώνεται βαθμιαία το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνονται οι τιμές της χρονοσειράς κάθε χρονική περίοδο. Στο προσθετικό μοντέλο εποχιακότητας, το εύρος των εποχιακών διακυμάνσεων των χρονοσειρών θεωρείται σταθερό και ανεξάρτητο από οποιαδήποτε αύξηση στις τιμές της χρονοσειράς. Αντίθετα στο πολλαπλασιαστικό εποχιακό μοντέλο, οι εποχιακές διακυμάνσεις είναι ανάλογες του ύψους των τιμών των δεδομένων.

Όλα τα παραπάνω μοντέλα παρουσιάζονται αναλυτικά ως εξής:

1.6.2 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου

1.6.2.1 Αρχικά

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου αναφέρεται και ως **απλή εκθετική εξομάλυνση** και περιγράφεται από τις εξισώσεις:

$$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1}(1)$$

$$S_t = S_{t-1} + h_1 e_t$$

$$\hat{X}_t(m) = S_t$$

1.6.2.2 Παρατηρήσεις

Η 1η εξίσωση υπολογίζει το σφάλμα πρόβλεψης e_t το οποίο ορίζεται σαν η διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου $t-1$ για ορίζοντα 1 περιόδου. Ο δείκτης t αντιπροσωπεύει τη χρονική περίοδο. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής περιόδου t και είναι ίσο με το άθροισμα του επιπέδου της χρονικής περιόδου $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_1 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης και το πεδίο τιμών του είναι από 0 έως 1. Το $X_t(m)$ είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται στο τέλος της περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά. Η πρόβλεψη είναι ίση με το S_t για κάθε χρονική περίοδο.

1.6.2.3 Θεωρητικά Συμπεράσματα

Η συμπεριφορά του μοντέλου σταθερού επιπέδου πλησιάζει αρκετά αυτή του αυτόματου πιλότου ή του θερμοστάτη. Για κάθε τιμή της χρονοσειράς υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης. Αν το σφάλμα είναι θετικό τότε η πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο αυξάνεται. Αντίθετα, αν το σφάλμα είναι αρνητικό τότε η πρόβλεψη για την επόμενη χρονική περίοδο μειώνεται. Με αυτόν τον τρόπο, τα σφάλματα χρησιμοποιούνται για να καθοδηγήσουν τις προβλέψεις προς το πραγματικό επίπεδο της χρονοσειράς.

Πρέπει να επιλέγουμε προσεκτικά την αρχική τιμή επιπέδου και την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης. Κι αυτό γιατί αν η 1η πρόβλεψη δεν είναι αντιπροσωπευτική των δεδομένων θα έχει παραποιητική δράση στις τιμές των επόμενων προβλέψεων. Επιπλέον η 1η πρόβλεψη επηρεάζει την επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης. Συνήθως λοιπόν η 1η πρόβλεψη τίθεται ίση με τον μέσο όρο των δεδομένων.

Όσον αφορά τώρα την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις περισσότερες περιπτώσεις η **ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE)** αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφάλματος όπως το απόλυτο ή το ποσοστιαίο σφάλμα. Ένας αποτελεσματικός αλγόριθμος για να επιτευχθεί η βέλτιστη επιλογή του συντελεστή

εξομάλυνσης είναι ο ακόλουθος: Αρχικά υπολογίζουμε την τιμή του σφάλματος για 2 τιμές του συντελεστή εξομάλυνσης, τις τιμές $h_1 = 0.33$ και $h_1 = 0.67$ επιλέγοντας την καλύτερη από τις 2. Έπειτα υπολογίζεται το σφάλμα για το διάστημα τιμών ± 0.17 γύρω από το βέλτιστο h_1 . Και πάλι επιλέγεται το βέλτιστο h_1 . Αυτή η διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά μέχρι το σημείο που η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη από 1%, μειώνοντας σταδιακά και τα αντίστοιχα διαστήματα (σε ± 0.08 , ± 0.04 , ± 0.02).

Για να μπορούν οι προβλέψεις να ανταποκριθούν σε μελλοντικές αλλαγές του περιβάλλοντος της χρονοσειράς, θα πρέπει να οριστεί ένα ελάχιστο όριο στην τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης το οποίο θα είναι από $h_1=0.1$ και πάνω. Αυτό γιατί όπως φαίνεται από το μοντέλο εξισώσεων της απλής εκθετικής εξομάλυνσης, αν ο συντελεστής εξομάλυνσης λάβει την τιμή 0, τότε η αρχική πρόβλεψη θα μείνει ίση για όλες τις χρονικές περιόδους.

Ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης καθορίζεται από 2 παράγοντες οι οποίοι αλληλεξαρτώνται. Ο 1ος παράγοντας είναι το **ποσοστό θορύβου** στη χρονοσειρά. Όσο περισσότερος θόρυβος υπάρχει στα δεδομένα της χρονοσειράς, τόσο μικρότερη πρέπει να είναι η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης για να αποφύγουμε την υπερβολική αντίδραση στον θόρυβο. Ο 2ος παράγοντας είναι η **σταθερότητα του μέσου όρου** της χρονοσειράς. Αν ο μέσος όρος μεταβάλλεται, ο συντελεστής εξομάλυνσης θα πρέπει να είναι μεγάλος ώστε ο προβλέψεις να παρακολουθούν τις μεταβολές που παρουσιάζουν τα δεδομένα. Αντίθετα, αν ο μέσος όρος είναι σχετικά σταθερός, η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης θα είναι μικρή. Η μέγιστη τιμή που λαμβάνει ο συντελεστής εξομάλυνσης είναι $h_1=1$ που σύμφωνα με το μοντέλο εξισώσεων της απλής εκθετικής εξομάλυνσης σημαίνει ότι η πρόβλεψη είναι ίση με την τελευταία τιμή της χρονοσειράς.

Γενικά πάντως η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης επηρεάζει και τα βάρη που αποδίδονται στα δεδομένα της χρονοσειράς ανάλογα με τη χρονική τους θέση. Η επιλογή της ονομασίας ως απλή εκθετική εξομάλυνση για τη συγκεκριμένη μέθοδο δικαιολογείται καθώς τα βάρη που αποδίδονται σε κάθε τιμή της χρονοσειράς, ελαττώνονται με εκθετικό ρυθμό καθώς κινούμαστε πίσω στον χρόνο.

1.6.3 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης (HOLT)

1.6.3.1 Αρχικά

Το μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης είναι μια επέκταση του μοντέλου παλινδρόμησης όπου ο χρόνος αποτελεί την ανεξάρτητη μεταβλητή. Η εξίσωση παλινδρόμησης είναι $\mathbf{X} = \mathbf{a} + \mathbf{b} \mathbf{t}$ όπου $\mathbf{a}$ είναι το αρχικό σημείο της γραμμής και $\mathbf{b}$ η κλίση της τα οποία διατηρούνται πάντα σταθερά σε όλο το μήκος της χρονοσειράς. Οι τιμές των παραμέτρων $\mathbf{a}$ και $\mathbf{b}$ προκύπτουν από το μέσο όρο των δεδομένων.

Αντίθετα στο μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης, το αρχικό σημείο και η κλίση υπολογίζονται ξανά σε κάθε χρονική περίοδο, καθώς αποδίδεται σταδιακά μεγαλύτερη βαρύτητα στα πιο πρόσφατα δεδομένα. Πρακτικές μελέτες έχουν δείξει ότι οι εξομαλυνμένες τιμές του αρχικού σημείου και της κλίσης είναι πολύ πιο ακριβείς από τις αντίστοιχες τιμές που υπολογίζονται αν στα δεδομένα εφαρμοστεί απλή γραμμική παλινδρόμηση.

Το μαθηματικό μοντέλο εξομάλυνσης γραμμικής τάσης περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$\begin{aligned}e_t &= X_t - \hat{X}_{t-1}(1) \\S_t &= S_{t-1} + T_{t-1} + h_1 e_t \\T_t &= T_{t-1} + h_2 e_t \\\hat{X}_t(m) &= S_t + mT_t\end{aligned}$$

1.6.3.2 Παρατηρήσεις

Αρχικά υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης e_t το οποίο ορίζεται σαν η διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου $t-1$ για ορίζοντα 1 περιόδου. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής περιόδου t και είναι ίσο με το άθροισμα του επιπέδου της χρονικής περιόδου $t-1$, της τάσης για την χρονική περίοδο $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_1 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής

εξομάλυνσης του επιπέδου και το πεδίο τιμών του είναι από 0 έως 1. Η τάση T_t είναι η τάση της χρονοσειράς για την χρονική περίοδο t και είναι ίση με το άθροισμα της τάσης της χρονικής περιόδου $t-1$ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_2 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης και το πεδίο τιμών του είναι επίσης από 0 έως 1. Η ποσότητα είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται στο τέλος της περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά. Η πρόβλεψη είναι ίση με το άθροισμα του επιπέδου S_t και της τάσης T_t πολλαπλασιασμένης με τον αριθμό m των περιόδων του ορίζοντα πρόβλεψης.

1.6.3.3 Θεωρητικά Συμπεράσματα

Από τις παραπάνω εξισώσεις γίνεται εμφανής η διαφορά μεταξύ μοντέλου γραμμικής τάσης και μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης. Το επίπεδο στο μοντέλο γραμμικής τάσης είναι το αρχικό σημείο μιας γραμμής τάσης η οποία αντιστοιχεί στην συγκεκριμένη μόνο χρονική περίοδο και μεταβάλλεται ανάλογα με τα δεδομένα κάθε χρονικής περιόδου.

Η αρχικοποίηση του μοντέλου γραμμικής τάσης μπορεί να γίνει με εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης στα δεδομένα μας. Συγκεκριμένα οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης, λαμβάνουν τις τιμές του αρχικού σημείου και της κλίσης της ευθείας γραμμικής παλινδρόμησης.

Όσον αφορά τώρα τις τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις περισσότερες περιπτώσεις η **ελαχιστοποίηση του** μέσου τετραγωνικού σφάλματος (**MSE**) αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφάλματος όπως το απόλυτο ή το ποσοστιαίο σφάλμα. Ένας αποτελεσματικός αλγόριθμος για να επιλεγούν οι βέλτιστες τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης επιπέδου και τάσης είναι ο ακόλουθος: αρχικά υπολογίζουμε την τιμή του σφάλματος για **4 συνδυασμούς** ($h_1=0.33$ ή $h_1=0.67$) και ($h_2=0.33$ ή $h_2=0.67$) επιλέγοντας τον καλύτερο. Έπειτα υπολογίζεται το σφάλμα για το διάστημα τιμών ± 0.17 γύρω από τα βέλτιστα h_1 , h_2 που έχουμε επιλέξει. Και πάλι επιλέγεται ο βέλτιστος συνδυασμός h_1 και h_2 . Αυτή η διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά μέχρι το σημείο που η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη από 1%, μειώνοντας σταδιακά και τα αντίστοιχα διαστήματα

(σε ± 0.08 , ± 0.04 , ± 0.02). Συνήθως η βέλτιστη τιμή του συντελεστή τάσης h_2 είναι μικρότερη από την τιμή του συντελεστή επιπέδου h_1 αφού η τιμή της τάσης για κάθε περίοδο είναι συνήθως πολύ μικρότερη από την τιμή του επιπέδου. Αν προστεθεί το ίδιο ποσοστό σφάλματος και στο επίπεδο και στην τάση τότε οι προβλέψεις που θα προκύψουν θα είναι μάλλον ασταθείς. Τα προτεινόμενα κατώτατα όρια των συντελεστών εξομάλυνσης είναι μεταξύ $h_1=0.1$ και $h_2=0.01$.

1.6.4 Μοντέλα Μη Γραμμικής Τάσης

1.6.4.1 Αρχικά

Το μοντέλο γραμμικής τάσης μπορεί να μεταβληθεί κατάλληλα ώστε να προσαρμόζεται και σε μη γραμμικές τάσεις. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση 1 παραμέτρου που ελέγχει το ρυθμό αύξησης των τιμών των προβλέψεων. Αυτή ονομάζεται **παράμετρος διόρθωσης** της τάσης και συμβολίζεται με φ . Οι εξισώσεις που περιγράφουν το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι οι ακόλουθες:

$$\begin{aligned}e_t &= X_t - \hat{X}_{t-1}(1) \\S_t &= S_{t-1} + \varphi T_{t-1} + h_1 e_t \\T_t &= \varphi T_{t-1} + h_2 e_t \\\hat{X}_t(m) &= S_t + \sum_{\tau=1}^m \varphi^\tau T_\tau\end{aligned}$$

1.6.4.2 Παρατηρήσεις

Αρχικά υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης e_t το οποίο ορίζεται σαν η διαφορά της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς και της πρόβλεψης της χρονικής περιόδου $t-1$ για ορίζοντα μιας περιόδου. Το S_t είναι το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της χρονικής περιόδου t και είναι ίσο με το άθροισμα του επιπέδου της χρονικής περιόδου $t-1$, της τάσης για την χρονική περίοδο $t-1$ πολλαπλασιασμένης με την παράμετρο φ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή

h_1 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης του επιπέδου και το πεδίο τιμών του είναι από 0 έως 1. Η τάση T_t είναι η τάση της χρονοσειράς για την χρονική περίοδο t και είναι ίση με το άθροισμα της τάσης της χρονικής περιόδου $t-1$ πολλαπλασιασμένης με την παράμετρο ϕ και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από τον συντελεστή h_2 ο οποίος ορίζεται ως ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης και το πεδίο τιμών του είναι επίσης από 0 έως 1. Η ποσότητα $X_t(m)$ είναι η πρόβλεψη που πραγματοποιείται στο τέλος της περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά. Η πρόβλεψη είναι ίση με το άθροισμα του επιπέδου S_t και της τάσης T_t πολλαπλασιασμένης με την παράμετρο ϕ υψωμένη στον αριθμό m των περιόδων του ορίζοντα πρόβλεψης.

1.6.4.3 Θεωρητικά Συμπεράσματα

Αν η τιμή του συντελεστή ϕ είναι μεγαλύτερη του 1, τότε προκύπτει εκθετική τάση και το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνει η τιμή των προβλέψεων, μεγαλώνει κάθε χρονική περίοδο. Αν η τιμή του συντελεστή ϕ είναι μικρότερη του 1, τότε προκύπτει φθίνουσα τάση και το μέγεθος κατά το οποίο αυξάνει η τιμή των προβλέψεων, μικραίνει κάθε χρονική περίοδο.

Η αρχικοποίηση του μοντέλου μη γραμμικής τάσης μπορεί να γίνει με εφαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης στα δεδομένα μας. Συγκεκριμένα οι αρχικές τιμές του επιπέδου και της τάσης λαμβάνουν τις τιμές του αρχικού σημείου και της κλίσης της ευθείας γραμμικής παλινδρόμησης.

Όσον αφορά τώρα τις τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης και της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης, ελέγχονται κάποιες δοκιμαστικές τιμές. Το κριτήριο επιλογής είναι στις περισσότερες περιπτώσεις, η **ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE)** αν και θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και άλλα είδη σφάλματος όπως το **απόλυτο ή το ποσοστιαίο σφάλμα**. Ένας αποτελεσματικός αλγόριθμος για να επιλεγούν οι βέλτιστες τιμές των συντελεστών εξομάλυνσης επιπέδου, τάσης και της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης είναι ο ακόλουθος: Αρχικά υπολογίζουμε την τιμή του σφάλματος για **20 συνδυασμούς** ($h_1=0.33$ ή $h_1=0.67$) και ($h_1=0.33$ ή $h_2=0.67$) και ($\phi=0.33$ ή $\phi=0.67$ ή $\phi=1.00$ ή $\phi=1.33$ ή $\phi=1.67$) επιλέγοντας τον καλύτερο. Έπειτα

υπολογίζεται το σφάλμα για το διάστημα τιμών ± 0.17 γύρω από τα βέλτιστα h_1 , h_2 και φ που έχουμε επιλέξει. Και πάλι επιλέγεται ο βέλτιστος συνδυασμός h_1 , h_2 και φ . Αυτή η διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά μέχρι το σημείο που η μεταβολή του σφάλματος γίνει μικρότερη από 1%, μειώνοντας σταδιακά και τα αντίστοιχα διαστήματα (σε ± 0.08 , ± 0.04 , ± 0.02).

Αρκετές φορές οι προβλέψεις που προκύπτουν από το μοντέλο μη γραμμικής τάσης είναι σχεδόν ίδιες με αυτές του μοντέλου απλής εκθετικής εξομάλυνσης ή του μοντέλου γραμμικής τάσης. Για παράδειγμα αν στα δεδομένα μας δεν υπάρχει τάση και εφαρμόσουμε σε αυτά το μοντέλο μη γραμμικής τάσης και το μοντέλο σταθερού επιπέδου, οι προβλέψεις που θα παραχθούν θα είναι κατά προσέγγιση ίσες. Αυτό γιατί η τιμή της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης φ που θα προκύψει με την προαναφερόμενη διαδικασία εύρεσης της, θα είναι πολύ κοντά στο 0. Αν θέσουμε $\varphi = 0$, στις εξισώσεις που περιγράφουν το μοντέλο μη γραμμικής τάσης, τότε προκύπτει το μοντέλο σταθερού επιπέδου και συνεπώς οι προβλέψεις είναι ακριβώς οι ίδιες.

Από την παραπάνω διαπίστωση καταλαβαίνουμε ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο μη γραμμικής τάσης σαν ένα αυτόματο σύστημα πρόβλεψης για κάθε τύπο μη εποχιακής χρονοσειράς. Έτσι θα έχουμε την εξής αντιστοίχιση για καθένα από τα παρακάτω **4 μοντέλα εξομάλυνσης**:

- $\varphi=0 \rightarrow$ σταθερό επίπεδο
- $\varphi<1 \rightarrow$ φθίνουσα τάση
- $\varphi=1 \rightarrow$ γραμμική τάση
- $\varphi>1 \rightarrow$ εκθετική τάση

Η χρησιμοποίηση μοντέλου εκθετικής τάσης σε ένα αυτόματο σύστημα πρόβλεψης εγκυμονεί κινδύνους. Έτσι το μοντέλο αυτό μπορεί να αποκλειστεί περιορίζοντας το πεδίο τιμών της παραμέτρου διόρθωσης της τάσης φ στο διάστημα $[0, 1]$ και ο προαναφερθείς αλγόριθμος αρχικοποίησης των συντελεστών θα εξετάσει αρχικά για την παράμετρο φ μόνο για τις τιμές 0.33 και 0.67.

Η ακρίβεια των προβλέψεων του μοντέλου μη γραμμικής τάσης είναι σημαντικά μεγαλύτερη από τις αντίστοιχες του μοντέλου γραμμικής τάσης. Γενικά το μοντέλο μη

γραμμικής τάσης δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε περιπτώσεις όπου είναι αδύνατη η εύρεση κάποιου συγκεκριμένου μοντέλου για την παραγωγή προβλέψεων κάποιας χρονοσειράς.

Άλλο 1 πλεονέκτημα του μοντέλου μη γραμμικής τάσης είναι η καταλληλότητα του για παραγωγή προβλέψεων μεγάλου χρονικού ορίζοντα. Πραγματικά οι πρακτικές έρευνες έχουν δείξει ότι όσο πιο μακρινός είναι ο ορίζοντας πρόβλεψης, τόσο πιο πολύ πλεονεκτεί το μοντέλο μη γραμμικής τάσης σε ακρίβεια έναντι των άλλων μοντέλων.

1.6.5 Απλοϊκή Μέθοδος (Naive)

1.6.5.1 Αρχικά

Η συγκεκριμένη μέθοδος δίνει ως πρόβλεψη για κάθε ορίζοντα την τελευταία γνωστή παρατήρηση. Έχει καλές επιδόσεις για πρόβλεψη 1 περιόδου μπροστά σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές καθώς η αναμενόμενη τιμή της πρόβλεψης δεν διαφέρει σημαντικά από την τελευταία παρατήρηση που έχουμε στην διάθεση μας. Μαθηματικά περιγράφεται ως εξής:

$$X_t(m) = X_t(1)$$

1.7 Δείκτες Σφάλματος

Οι δείκτες σφάλματος που έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς για την αποτίμηση της ακρίβειας και τη σύγκριση των μεθοδολογιών πρόβλεψης είναι κυρίως οι ακόλουθοι:

- **Mean absolute percentage error (MAPE)**

$$\frac{\sum |(A_t - F_t) / A_t|}{n}$$

- **Mean square error (MSE)**

$$\frac{\sum (A_t - F_t)^2}{n}$$

- **Theil's U**

$$\frac{\sqrt{\sum (A_t - F_t)^2}}{\sqrt{\sum (A_t - A_{t-1})^2}}$$

- **RMSPE**

$$\sqrt{\frac{\sum (A_t - F_t)^2 / F_t}{n}}$$

- **RMSE**

$$\sqrt{\frac{\sum (A_t - F_t)^2}{n}}$$

- **Mean absolute deviation (MAD)**

$$\frac{\sum |A_t - F_t|}{n}$$

1.8 Διαγωνισμοί Πρόβλεψων

1.8.1 Σκοπός των Διαγωνισμών Πρόβλεψης

Όπως γνωρίζουμε το αυξημένο ενδιαφέρον για την επιστήμη της πρόβλεψης έχει οδηγήσει στην επινόηση και ανάπτυξη πολλών νέων μεθόδων πρόβλεψης. Έτσι σήμερα οι γνωστές και διαθέσιμες μέθοδοι προβλέψεων είναι πάρα πολλές και η επιλογή 1 μεθόδου για κάποια συγκεκριμένη, γενική ή ειδική, εφαρμογή είναι πολύ δύσκολη. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο διοργανώνονται οι διαγωνισμοί πρόβλεψης. Το ζητούμενο από αυτούς τους διαγωνισμούς είναι η αναζήτηση των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων κάθε διαγωνιζόμενης μεθόδου. Έτσι θα μπορούμε να γνωρίζουμε αν μια συγκεκριμένη μέθοδος είναι κατάλληλη για την εφαρμογή που θέλουμε να υλοποιήσουμε.

Η **επιλογή** της κατάλληλης μεθόδου είναι σημαντική τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο γιατί σε πάρα πολλές περιπτώσεις μια μικρή βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων οδηγεί σε σημαντική εξοικονόμηση χρόνου, χώρου και κυρίως χρημάτων.

Αρχικός λοιπόν σκοπός των διαγωνισμών πρόβλεψης είναι ο εντοπισμός των **πλεονεκτημάτων** και **μειονεκτημάτων** κάθε υφισταμένης μεθόδου σε ένα σύνολο από δεδομένα. Αυτό λοιπόν που θα πρέπει να προσέξουμε είναι ότι δεν αναζητούμε 1 μέθοδο πρόβλεψης η οποία θα υπερτερεί καθολικά των άλλων. Μια τέτοια μέθοδος είναι δύσκολο να υπάρξει. Αντίστοιχα, στους διαγωνισμούς πρόβλεψης δεν ανακηρύσσουμε νικητές και ηττημένους, αλλά αναζητούμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των μεθόδων πρόβλεψης, την πληροφορία και τη γνώση που εξάγεται από αυτήν την σύγκριση, ώστε αναλόγως των εκάστοτε αναγκών και απαιτήσεων να επιλέγεται η πιο κατάλληλη μέθοδος.

Άλλος ένας σκοπός των διαγωνισμών πρόβλεψης είναι η **επιβεβαίωση** και η **πιστοποίηση** των **αποτελεσμάτων** και των συμπερασμάτων που έχουν εξαχθεί από τους παλαιότερους διαγωνισμούς. Η επιβεβαίωση αυτή έχει μεγάλη σημασία γιατί αν από τα πειράματα αποδειχθεί ότι τα θεωρητικά και πρακτικά αποτελέσματα δεν συμφωνούν

μεταξύ τους, τότε είτε οι αντίστοιχες θεωρίες είναι λανθασμένες, δηλαδή δεν εξασφαλίζουν τις σωστές προϋποθέσεις έτσι ώστε να ισχύουν τα αντίστοιχα συμπεράσματα είτε τα πειράματα έχουν διεξαχθεί με δεδομένα που δεν πληρούν τις προϋποθέσεις της αντίστοιχης θεωρίας.

1.8.2 Γενικές Παρατηρήσεις για τους Διαγωνισμούς

1.8.2.1 Επίδραση του Τύπου των Χρονοσειρών

Η σχετική ακρίβεια στις προβλέψεις διαφόρων μεθόδων επηρεάζεται άμεσα τόσο από την **χρονική απόσταση** των παρατηρήσεων, δηλαδή τις περιόδους παρατηρήσεων σε 1 ημερολογιακό έτος (μηνιαίες, 3μηνιαίες, ετήσιες, εβδομαδιαίες, ημερήσιες ή ακόμα και τυχαίες χρονικά παρατηρήσεις), από το **είδος** των χρονοσειρών (βιομηχανικές, δημογραφικές, μακροοικονομικές, μικροοικονομικές ή διαφόρων ειδών) καθώς και από την παρουσία ή όχι **εποχιακότητας** σε αυτές. Για παράδειγμα, κάποιες μέθοδοι μπορεί να συμπεριφέρονται πολύ καλά για μηνιαία δεδομένα, ενώ στα ετήσια και στα 3μηνιαία δεδομένα να μην είναι και τόσο αποτελεσματικές.

Εξαιτίας του αποτελέσματος αυτού οι συγκρίσεις των δεικτών επίδοσης στους διαγωνισμούς προβλέψεων γίνεται ανά κατηγορία χρονοσειρών ώστε να αναδειχθεί η μέθοδος που υπερτερεί σε μια συγκεκριμένη κατηγορία. Οι παράγοντες οι οποίοι φαίνεται ότι επηρεάζουν την ακρίβεια των προβλέψεων είναι η τάση, η εποχιακότητα και η τυχειότητα που υπάρχουν στα δεδομένα των χρονοσειρών. Πιστεύεται ότι όσο πιο μεγάλη είναι η τυχειότητα στα δεδομένα, τόσο λιγότερη σημασία έχει η χρήση στατιστικά πολύπλοκων μεθόδων.

Είναι λοιπόν αναμενόμενο ότι οι μέθοδοι προβλέψεων που δεν λαμβάνουν την τάση υπόψη τους, δεν συμπεριφέρονται καλά σε σχέση με τις άλλες μεθόδους που την λαμβάνουν, σε δεδομένα χρονοσειρών που παρουσιάζουν σημαντική τάση όπως είναι τα ετήσια δεδομένα.

1.8.2.2 Επίδραση του Ορίζοντα Πρόβλεψης

Η σχετική ακρίβεια στις προβλέψεις διαφόρων μεθόδων επηρεάζεται άμεσα από τον ορίζοντα πρόβλεψης. Παρατηρείται λοιπόν το φαινόμενο άλλες μέθοδοι να υπερτερούν στις **βραχυπρόθεσμες**, άλλες στις **μεσοπρόθεσμες** και άλλες στις **μακροπρόθεσμες** προβλέψεις. Λόγω αυτού του γεγονότος, οι συγκρίσεις των διαφόρων μεθόδων γίνονται ανά ορίζοντα πρόβλεψης ή ανά ένα σύνολο οριζόντων που αντιπροσωπεύουν τις βραχυπρόθεσμες, μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες παραχθείσες προβλέψεις.

Συνήθως για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης (1 και 2 περιόδους μπροστά), στατιστικά και συναρτησιακά απλές μέθοδοι έχουν καλύτερες επιδόσεις ενώ όσο πιο πολύ μεγαλώνει ο ορίζοντας πρόβλεψης οι στατιστικά πολύπλοκες μέθοδοι είναι πιο αποδοτικές από τις απλές μεθόδους. Η εξήγηση είναι απλή αφού στις περισσότερες περιπτώσεις, για μικρό ορίζοντα πρόβλεψης οι τιμές των χρονοσειρών δεν παρουσιάζουν μεγάλες διαφορές από τις τελευταίες παρατηρήσεις.

1.8.2.3 Επίδραση της Εποχιακότητας

Η σχετική ακρίβεια στις προβλέψεις διαφόρων μεθόδων επηρεάζεται άμεσα από το αν οι υπό εξέταση χρονοσειρές είναι εποχιακές ή όχι. Οι δείκτες επίδοσης των χρονοσειρών που δεν παρουσιάζουν εποχιακότητα είναι σε όλες τις περιπτώσεις πολύ καλύτεροι από τους αντίστοιχους δείκτες δεδομένων που παρουσιάζουν εποχιακότητα. Για αυτόν το λόγο, σε όλους τους διαγωνισμούς προβλέψεων πριν την εφαρμογή των διαφόρων μεθόδων στα δεδομένα γίνεται πρώτα ένας έλεγχος της εποχιακότητας και αναλόγως του αποτελέσματος είτε εφαρμόζουμε απευθείας τις μεθόδους στα δεδομένα μας είτε αποεποχικοποιούμε τα δεδομένα με κάποια από τις πολλές μεθόδους αποεποχικοποίησης που υπάρχουν. Κατόπιν προχωρούμε στην παραγωγή προβλέψεων και στον υπολογισμό των δεικτών σφάλματος. Συνήθως χρησιμοποιούμε σε όλες τις περιπτώσεις την ίδια μέθοδο αποεποχικοποίησης, ώστε να μην επηρεαστούν τα αποτελέσματα από το ποια μέθοδο αποεποχικοποίησης χρησιμοποιεί το κάθε μοντέλο. Εναλλακτικά μπορούμε βέβαια να εφαρμόσουμε μια μέθοδο αποεποχικοποίησης σε όλα τα δεδομένα μας θεωρώντας όλες τις χρονοσειρές που χρησιμοποιούμε ως εποχιακές.

1.8.3 Ο Διαγωνισμός M3

Ο διαγωνισμός M3 διεξήχθη κατά την χρονική περίοδο **1998-1999** και είναι ο τελευταίος μεγάλος διαγωνισμός πρόβλεψης που διοργανώθηκε. Η κύρια διαφορά μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών (**M1**) εντοπίζονται βασικά στο σύνολο των χρονοσειρών που χρησιμοποιούνται στον καθένα από αυτούς και δευτερευόντως σε κάποιες καινούργιες μεθόδους που διαγωνίστηκαν στον διαγωνισμό M3. Το σύνολο των δεδομένων αποτελούταν από **3003 χρονοσειρές** διαφόρων τύπων και κατηγοριών δεδομένων και οι μέθοδοι που διαγωνίζονταν ήταν μεν ισάριθμες αλλά διαφορετικές καθώς νέες μέθοδοι πρόβλεψης είχαν μοντελοποιηθεί κατά το χρονικό διάστημα μεταξύ του παρόντος και των προηγούμενων διαγωνισμών. Οι χρονοσειρές μπορούσαν να ομαδοποιηθούν με βάση α) την **χρονική απόσταση** των παρατηρήσεων δηλαδή τις περιόδους παρατηρήσεων σε 1 ημερολογιακό έτος (μηνιαίες, 3μηνιαίες, ετήσιες, τυχαίες), β) με βάση το **είδος** των χρονοσειρών (βιομηχανικές, οικονομικές, δημογραφικές, μακροοικονομικές, μικροοικονομικές) και με βάση την παρουσία ή όχι της **εποχιακότητας**. Το ζητούμενο σε αυτόν τον διαγωνισμό ήταν η συγκριτική επίδοση και αξιολόγηση **24 διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης** για διάφορους ορίζοντες πρόβλεψης και η εξαγωγή συμπερασμάτων για αυτές τις μεθόδους.

1.8.3.1 Βασικά Συμπεράσματα του M3 Διαγωνισμού

Σε γενικές γραμμές τα συμπεράσματα και τα αποτελέσματα των διαγωνισμών πρόβλεψης μπορούν να γενικευτούν εφόσον χρησιμοποιείται ένα πολύ μεγάλο πλήθος χρονοσειρών από όλο το φάσμα της οικονομικής δραστηριότητας, ένας μεγάλος αριθμός μεθόδων πρόβλεψης και πολλοί δείκτες σφάλματος.

Τα βασικά συμπεράσματα που εξήχθησαν από τον διαγωνισμό M3 είναι τα ακόλουθα (Makridakis & Hibon 2000, 458-459). Τα αποτελέσματα αυτά προέκυψαν από την ανάλυση των δεδομένων με περιγραφική στατιστική μεθοδολογία:

- Οι στατιστικά πολύπλοκες και σύνθετες μέθοδοι δεν είναι απαραίτητο να παράγουν ακριβέστερες προβλέψεις (να προκύπτουν δηλαδή μικρότεροι δείκτες σφάλματος) από τις απλούστερες μεθόδους.

- Ο δείκτης επίδοσης των διαφόρων μεθόδων που χρησιμοποιούνται, μεταβάλλεται αναλόγως του δείκτη σφάλματος που χρησιμοποιούμε για να ελέγξουμε την ακρίβεια των προβλέψεων.
- Η ακρίβεια του συνδυασμού των διαφόρων μεθόδων είναι μεγαλύτερη σε γενικές γραμμές σε σχέση με την ακρίβεια της καθεμιάς μεθόδου ξεχωριστά, που χρησιμοποιήθηκε στον συνδυασμό, και αρκετά καλή συγκρινόμενη με την ακρίβεια άλλων μεθόδων.
- Ο δείκτης επίδοσης των χρησιμοποιούμενων μεθόδων εξαρτάται κάθε φορά από το μήκος του ορίζοντα πρόβλεψης.

1.8.4 Ο Διαγωνισμός NN3

1.8.4.1 Στόχοι του Διαγωνισμού

Η πρόβλεψη ενός συνόλου 11 ή 111 χρονοσειρών όσο το δυνατόν ακριβέστερα, χρησιμοποιώντας μεθόδους από την υπολογιστική νοημοσύνη και μια συνεπή μεθοδολογία. Επίσης η αξιολόγηση της προόδου στη διαμόρφωση των Νευρωνικών Δικτύων για την πρόβλεψη και τη διάδοση της γνώσης σχετικά με τις εύρεση των καλύτερων πρακτικών. Ο διαγωνισμός διεξήχθη για ακαδημαϊκούς λόγους και υποστηριζόταν από μια επιχορήγηση από τη SAS και το Διεθνές Ίδρυμα Ειδικών στις Προβλέψεις (IIF).

1.8.4.2 Μέθοδοι

Ο Διαγωνισμός Πρόβλεψης NN3 ήταν ανοικτός σε όλες τις μεθόδους υπολογιστικής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στην οικονομική πρόβλεψη, στη στατιστική πρόβλεψη και στην ανάλυση χρονοσειρών, συμπεριλαμβανομένων των εξής:

- feed-forward και recurrent Νευρωνικά Δίκτυα.
- fuzzy προβλέψεις, εξελικτικοί και γενετικοί Αλγόριθμοι.
- Δέντρα απόφασης οπισθοδρόμησης.
- Υποστήριξη διανυσματικής οπισθοδρόμησης.
- Υβριδικές προσεγγίσεις.

1.8.4.3 Κίνητρα

Ο Διαγωνισμός χρηματοδοτήθηκε ως μια ερευνητική επιχορήγηση ονομάτι "Αυτόματη Μοντελοποίηση και Πρόβλεψη με τα Νευρωνικά Δίκτυα – Αξιολόγηση Διαγωνισμού πρόβλεψης" από τη SAS και το IIF, για να υποστηρίξει την έρευνα στις αρχές της Πρόβλεψης, από τον S.F. Crone και τον K. Nikolopoulos.

Για πάνω από 15 έτη έρευνας και περισσότερες από 2000 δημοσιεύσεις στα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα** (ΤΝΔ) στην πρόβλεψη (Crone και Graffelle, 2004), τα ΤΝΔ δεν έχουν καθιερωθεί ακόμα ως έγκυρη και αξιόπιστη μέθοδος πρόβλεψης στο Διαγωνισμό προβλέψεων. Τα αποτελέσματα του Διαγωνισμού M3 (Makridakis και Hibon 2000) είχαν δείξει την κακή απόδοση ΝΔ (Haykin, 1999) στην πρόβλεψη ενός μεγάλου αριθμού εμπειρικών χρονοσειρών. Παρόλο το αρχικό ενδιαφέρον από διάφορες ερευνητικές ομάδες (Hibon, 2005), μόνο οι Balkin και Ord (2000) υπέβαλαν επιτυχώς αποτελέσματα στο διαγωνισμό. Εντούτοις, η προσέγγισή τους ξεπέρασε μόνο λίγες από τις (περισσότερες) από 20 προσεγγίσεις που παρήγαγαν προβλέψεις. Παρά τις αισιόδοξες δημοσιεύσεις που έδειξαν την ανώτερη απόδοση των ΝΔ σε απλές χρονοσειρές (Adya και Collory, 1998, Zhang et Al, 1998) ή ένα μικρό υποσύνολο (Hill et Al, 1996), η απόδοσή τους στην πρόβλεψη μηνιαίων δεδομένων (πίνακας 15, Makridakis και Hibon, 2000) είχε διαφορετικό (χειρότερο) αποτέλεσμα από το αναμενόμενο.

Κυρίως **2 ουσιαστικές ερευνητικές ερωτήσεις** μπορούν να επιλυθούν μέσω της πρόσκλησης εμπειρογνομόνων στην ακαδημαϊκή κοινότητα ΝΔ για να συμμετέχουν σε έναν διαγωνισμό πρόβλεψης όπως ο NN3:

1. Ποια είναι η απόδοση των ΝΔ σε σύγκριση με τις καθιερωμένες μεθόδους πρόβλεψης;
2. Ποιες είναι οι καλύτερες σύγχρονες μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται από τους ερευνητές για να μοντελοποιήσουν τα Νευρωνικά Δίκτυα στην πρόβλεψη μιας χρονοσειράς;

1.8.4.4 Σύνολα δεδομένων

Ο διαγωνισμός παρείχε 2 σύνολα δεδομένων. Το σύνολο δεδομένων A ήταν ένα πλήρες σύνολο δεδομένων 111 μηνιαίων χρονοσειρών που προέρχονται από ομοιογενή πληθυσμό εμπειρικών, επιχειρησιακών χρονοσειρών. Το σύνολο δεδομένων B ήταν ένα υποδείγμα 11 χρονοσειρών από τις 111 χρονοσειρές και περιλαμβανόταν

επομένως στο μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων. Ενθαρρύνθηκαν ιδιαίτερα οι υποβολές για το σύνολο δεδομένων Α, με τις 111 χρονοσειρές. Εκείνοι που πρόβλεψαν το πλήρες σύνολο δεδομένων κέρδισαν τα βραβεία και τις τιμές και στα 2 σύνολα δεδομένων.

1.8.4.5 Δημοσίευση των αποτελεσμάτων

Προκειμένου να διευκολυνθεί η διεπιστημονική έρευνα και οι υποβολές από τις διάφορες Ακαδημαϊκές Αρχές, τα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν σε διάφορες **διασκέψεις** το 2007, στην Ευρώπη, τις ΗΠΑ και την Ασία, σε διαφορετικούς τομείς εφαρμογής των Νευρωνικών Δικτύων, της εφαρμοσμένης μηχανικής, της πληροφορικής, της διοίκησης, της στατιστικής και της λειτουργικής έρευνας. Οι συντάκτες μπορούσαν ωστόσο να επιλέξουν να παρευρεθούν σε 1 ή περισσότερα εργαστήρια διασκέψεων, όπου παρουσιάζονται οι έρευνες. Όλοι εκείνοι που υπέβαλλαν τις προβλέψεις κλήθηκαν να συμμετάσχουν στις συνόδους: **ISF'07 - Νέα Υόρκη 2007** – ‘Διεθνές Συμπόσιο για την πρόβλεψη’, **DMIN'07 - Ορλάντο 2007** – ‘Διεθνής Διάσκεψη σχετικά με την ανάκτηση δεδομένων’, και στο **Las Vegas**. Κάθε εργαστήριο παρείχε το καλύτερο έγγραφο και την καλύτερη υποβολή από το σύνολο δεδομένων για α) σπουδαστές και β) μη-σπουδαστές. Όλες οι υποβολές κλήθηκαν να υποβάλλουν τις εργασίες στις ειδικές Συνόδους και τα πρακτικά των Διασκέψεων. Οι επιτυχέστεροι συντάκτες προσκλήθηκαν για μια κοινή υποβολή στο ιδιαίτερα επευφημημένο Διεθνές Περιοδικό της Πρόβλεψης (International Journal of Forecasting) και αλλού (ISI SCI, ScienceDirect).

1.8.4.6 Αποτελέσματα

Παρακάτω ακολουθεί μια αναλυτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων για τα 2 σύνολα δεδομένων Α και Β που προαναφέρθηκαν.

Αποτελέσματα στο σύνολο των Δεδομένων των 111 Χρονοσειρών

Κατάταξη	Συμμετέχοντες	SMAPE
1	Stat. Contender - Wildi	14,84%
2	Stat. Benchmark - Theta Method (Nikolopoulos)	14,89%
3	Illies, Jäger, Kosuchinas, Rincon, Sakenas, Vaskevcius	15,18%
4	Stat. Benchmark - ForecastPro (Stellwagen)	15,44%
5	CI Benchmark - Theta AI (Nikolopoulos)	15,66%
6	Stat. Benchmark - Autobox (Reilly)	15,95%
7	Adeodato, Vasconcelos, Arnaud, Chunha, Monteiro	16,17%
8	Flores, Anaya, Ramirez, Morales	16,31%
9	Chen, Yao	16,55%
10	D'yakonov	16,57%
11	Kamel, Atiya, Gayar, El-Shishiny	16,92%
12	Abou-Nasr	17,54%
13	Theodosiou, Swamy	17,55%
14	CI Benchmark - Naive MLP (Crone)	17,84%
15	de Vos	18,24%
16	Yan	18,58%
17	CI Benchmark - Naive SVR (Crone, Pietsch)	18,60%
18	C49	18,72%
19	Perfilieva, Novak, Pavliska, Dvorak, Stepnicka	18,81%
20	Kurogi, Koyama, Tanaka, Sanuki	19,00%
21	Stat. Contender - Beadle	19,14%
22	Stat. Contender - Lewicke	19,17%
23	Sorjamaa, Lendasse	19,60%
24	Isa	20,00%
25	C28	20,54%
26	Duclos-Gosselin	20,85%
27	Stat. Benchmark - Naive	22,69%
28	Papadaki, Amaxopolous	22,70%
29	Stat. Benchmark - Hazarika	23,72%
30	C17	24,09%

Πίνακας 1

Αποτελέσματα στο υποσύνολο των Δεδομένων των 11 Χρονοσειρών

Κατάταξη	Συμμετέχοντες	SMAPE
1	CI Benchmark - Theta AI (Nikolopoulos)	13,07%
2	Stat. Benchmark - Autobox (Reily)	13,49%
3	Stat. Benchmark - ForecastPro (Stellwagen)	13,52%
4	Yan	13,68%
5	Stat. Benchmark - Theta (Nikolopoulos)	13,70%
6	Ilies, Jäger, Kosuchinas, Rincon, Sakenas, Vaskevcius	14,26%
7	Chen, Yao	14,46%
8	Yousefi, Miromeni, Lucas	14,49%
9	Ahmed, Atiya, Gayar, El-Shishiny	14,52%
10	Flores, Anaya, Ramirez, Morales	15,00%
11	Adeodato, Vasconcelos, Arnaud, Chunha, Monteiro	15,10%
12	Stat. Contender - Wildi	15,32%
13	Luna, Soares, Ballini	15,35%
14	Theodosiou, Swamy	16,19%
15	Hwang, Song, Kasabov	16,31%
16	Duclos-Gosselin	16,37%
17	Kurogi, Koyama, Tanaka, Sanuki	16,49%
18	White	16,56%
19	Abou-Nasr	16,69%
20	Stat. Contender - Beadle	17,14%
21	Sorjamaa, Lendasse	17,16%
22	Stat. Contender - Njimi, Mélard	17,19%
23	Rabie	17,24%
24	Jimenez, Rebuzzi Vellasco, Tanscheit	17,78%
25	Ruta, Gabrys	17,90%
26	Isa	18,07%
27	CI Benchmark - Naive SVR	18,37%
28	Fillon, Bartoli, Poloni	18,39%
29	CI Benchmark - Naive MLP	18,69%
30	Stat. Contender - Lewicke	19,51%

Πίνακας 2

2. Γενικά για τον Τουρισμό

2.1 Ο Σύγχρονος Ρόλος του Τουρισμού

Ο τουρισμός αποτελεί ένα παγκόσμιο φαινόμενο με σημαντικές **συνέπειες** στην **κοινωνική, πολιτιστική και οικονομική** ζωή των διαφόρων χωρών. Δημόσιος, αλλά και ιδιωτικός τομέας γνωρίζουν εκτεταμένες μεταβολές από αυτήν την κυρίαρχη οικονομική τάση των τελευταίων δεκαετιών, καθώς ο τουρισμός δεν περιορίζεται μόνο στους προνομιούχους, αλλά είναι μια ευρέως διαδεδομένη εμπειρία. Η εργασία, η αυτοδιοίκηση, η περιφερειακή ανάπτυξη, η εκπαίδευση, το περιβάλλον, η προστασία του καταναλωτή, οι νέες τεχνολογίες, οι μεταφορές, η δημόσια οικονομία, η φορολογική και δημοσιονομική πολιτική των κυβερνήσεων και ο πολιτισμός είναι μερικοί μόνο τομείς, στους οποίους έχει αντίκτυπο ο τουρισμός.

Για ορισμένους μάλιστα προορισμούς, η τουριστική δραστηριότητα έχει πια καθιερωθεί ως η 1η βιομηχανία και ως ο πιο ταχεία αναπτυσσόμενος οικονομικός τομέας σε όρους εισαγωγής συναλλάγματος και δημιουργίας νέων θέσεων εργασίας. Ιδιαίτερα για τις χώρες με λιγότερο αναπτυγμένη βιομηχανική οικονομία, ο τουρισμός είναι η κυριότερη πηγή εισοδήματος. Η προωθητική συμβολή του τουρισμού για μια κοινωνία δεν περιορίζεται μόνο στην οικονομία. Τα ταξίδια, η εκμετάλλευση του ελεύθερου χρόνου και η επαφή με πολιτισμούς και παραδόσεις άλλων λαών έχουν σημαντικές κοινωνικές προεκτάσεις, όπως η εξάλειψη των διαφορών και η σταδιακή εξασφάλιση της αρμονικής συμβίωσης των ανθρώπων στο νέο παγκοσμιοποιημένο περιβάλλον.

Το **Ευρωπαϊκό Συμβούλιο** στο ψήφισμα για το μέλλον του ευρωπαϊκού Τουρισμού επισήμανε ότι: 'Ο τουρισμός ως 1 εκ των σπουδαιότερων τομέων της ευρωπαϊκής οικονομίας, λόγω της συμβολής του στα ΑΕΠ των κρατών-μελών, καθώς και λόγω των επιπέδων απασχόλησης τα οποία δημιουργεί, συμβάλλει τα μέγιστα στην επίτευξη των στόχων της διαδικασίας της Λισσαβόνας και του Κάρντιφ και στην πραγμάτωση αληθινής εσωτερικής αγοράς υπηρεσιών. Συντελεί στη δημιουργία υψηλών επιπέδων απασχόλησης και κοινωνικής ευημερίας, στην αειφόρο ανάπτυξη, στη

βελτίωση της ποιότητας ζωής και στην ευρωπαϊκή ολοκλήρωση, καθώς και στην κοινωνική και οικονομική συνοχή, συμβάλλοντας σημαντικά στους στόχους σύγκλισης’.

Συνεισφέροντας σε μεγάλο βαθμό στη μείωση της ανεργίας, ο τουριστικός τομέας προσελκύει μεγάλες επενδύσεις σε υποδομές, που τελικά βελτιώνουν και τις βιοτικές συνθήκες των κατοίκων. Οι περισσότερες θέσεις εργασίας και νέες επιχειρήσεις στο χώρο του τουρισμού, δημιουργούνται στις αναπτυσσόμενες χώρες, βοηθώντας την εξίσωση των οικονομικών ευκαιριών και την τόνωση της περιφερειακής ανάπτυξης. Ήδη από το 1966, ένας από τους ειδήμονες της Παγκόσμιας Τράπεζας, ο **M. D. Davis** εκτιμούσε ότι: ‘Ο τουρισμός αντιπροσωπεύει για τις χώρες που βρίσκονται στο στάδιο της ανάπτυξης, πραγματική κινητήριο δύναμη για να αναπτυχθούν, όπως υπήρξε η βιομηχανία στην Ευρώπη τον 19^ο αιώνα’.

Σύμφωνα με την **Ευρωπαϊκή Επιτροπή**, ως 1η μεταξύ των πλέον επειγουσών αναγκών προκύπτει η μέτρηση του όγκου και πρόβλεψη των τάσεων της τουριστικής ζήτησης. Οι φορείς του τουρισμού επισημαίνουν την ανάγκη να υπάρξει σχεδιασμός, προγραμματισμός και συγκροτημένη διαχείριση της ανάπτυξης του τουρισμού. Οι στρατηγικές που έχουν αναπτυχθεί στοχεύουν στη μεγέθυνση και τη δημιουργία θέσεων απασχόλησης, καθώς και στη βιώσιμη ανάπτυξη.

Ο προσδιορισμός και η ανάλυση της τουριστικής ζήτησης είναι αυτά που ενδιαφέρουν περισσότερο τις τουριστικές χώρες. Η σταθερή αύξηση της ζήτησης έχει όρια, τα οποία τίθενται από το διαρκώς αυξανόμενο αριθμό των ανταγωνιζόμενων τουριστικών περιοχών. Σε αυτό το πλαίσιο, ο έλεγχος και η πρόβλεψη της τουριστικής ζήτησης επηρεάζει άμεσα τις επιλογές της τουριστικής ανάπτυξης.

2.2 Κατηγορίες Τουρισμού

2.2.1 Ορισμοί

Ένας απλός και κατανοητός ορισμός για τον τουρισμό που χρησιμοποιείται συνήθως αναφέρει ότι: **Τουρισμός** είναι η μετακίνηση των ανθρώπων από μία γεωγραφική θέση σε μια άλλη, για μικρή ή μεγάλη περίοδο. Με άλλα λόγια ο τουρισμός έχει να κάνει με τις μετακινήσεις προσώπων από τόπο σε τόπο, είτε στο εσωτερικό είτε στο εξωτερικό με σκοπό την αναψυχή.

Αριθμός τουριστών ορίζεται ως οι μετακινήσεις προσώπων για τουλάχιστον 1 νύχτα για λόγους 1) ψυχαγωγίας, ανάπαυσης, διακοπών, 2) επισκέψεων σε φίλους και συγγενείς, 3) επαγγελματικούς, 4) υγείας, 5) θρησκευτικούς, 6) για διάφορες αθλητικές εκδηλώσεις.

Τουριστικές εισπράξεις ορίζονται ως οι εισπράξεις από α) Ομαδικά και οργανωμένα ταξίδια, διακοπές, εκδρομές, β) Διαμονή σε ξενοδοχεία και καταλύματα, γ) Φαγητό και Ποτά, δ) Μεταφορές, ε) Ψυχαγωγία – Πολιτιστικές και Αθλητικές εκδηλώσεις, στ) Αγορές ζ) Διάφορα άλλα.

Τα **κίνητρα** για τουρισμό διαφέρουν από λαό σε λαό και από άνθρωπο σε άνθρωπο. Ορισμένα χαρακτηριστικά κίνητρα τουρισμού είναι τα επαγγελματικά, τα ψυχαγωγίας ή ευχαρίστησης, της αναζήτησης ή περιπέτειας, της εκπαίδευσης, της υγείας, του αθλητισμού και της επίσκεψης αρχαιολογικών χώρων.

2.2.2 Κυριότερα Είδη Τουρισμού στην Ελλάδα

Θαλάσσιος: Τα νησιά της Ελλάδος θεωρούνται από τα καλύτερα στον κόσμο και για το λόγο αυτό αποτελούν και ελκυστικούς τουριστικούς προορισμούς κατά τους καλοκαιρινούς μήνες. Αυτός ο τουριστικός πλούτος της Ελλάδας είναι μοναδικός στη Μεσόγειο και αξιοποιείται από ξένους επισκέπτες υψηλού εισοδηματικού και ποιοτικού επιπέδου. Ο θαλάσσιος τουρισμός ετησίως αποφέρει πολλά έσοδα στη χώρα.

Ενδημικός: Ο ενδημικός τουρισμός αφορά κυρίως την τρίτη ηλικία τουριστών όπως για παράδειγμα συνταξιούχους αλλά και νεότερους που δεν έχουν δεσμεύσεις

εργασίας στη χώρα τους και έχουν ανάγκη να ζήσουν σε καλύτερο κλίμα. Η Ελλάδα διαθέτει πολύ καλό κλίμα και ορισμένες περιοχές της χώρας μας είναι παραδείγματα τόπων όπου διαμένουν ξένοι για μεγάλες περιόδους ή την έχουν κάνει δευτέρα κατοικία τους.

Εσωτερικός: Ο εσωτερικός τουρισμός αποτελεί τη βάση της τουριστικής ανάπτυξης μιας περιοχής και ανταποκρίνεται σε ζωτικές ανάγκες του πληθυσμού. Στην Ελλάδα αναπτύσσεται με τη βοήθεια των διαφόρων τουριστικών οργανώσεων.

Κοινωνικός: Ο κοινωνικός τουρισμός επιδιώκει την ενίσχυση από το κράτος, τους εργοδότες, τα συνδικάτα και από τα ασφαλιστικά ταμεία, των εργαζομένων και των οικογενειών τους που δεν έχουν τα οικονομικά μέσα που θα τους βοηθήσουν να πραγματοποιήσουν ευχάριστες και φθηνές διακοπές.

Εναλλακτικός: Τα κοινωνικά στρώματα που συμμετέχουν σε αυτόν τον τουρισμό είναι μέσης και άνω μόρφωσης και εισοδήματος. Τα σημαντικότερα είδη εναλλακτικού τουρισμού είναι τα εξής: α) Οικοτουρισμός, β) Πολιτιστικός, γ) Συνεδριακός, δ) Αθλητικός, ε) Θρησκευτικός, στ) Ιαματικός, ζ) Χιονοδρομικός, η) Χειμερινός θ) Αγροτουρισμός, ι) Ορειβατικός κ) Περιπατητικός.

Στατιστικά: Περίπου το 70% των διεθνών τουριστικών ταξιδιών λαμβάνουν χώρα για λόγους διακοπών, 15% για επαγγελματικούς λόγους, 10% πραγματοποιούνται με σκοπό την επίσκεψη συγγενών και φίλων και 5% για άλλους λόγους.

Εξερχόμενος τουρισμός: Οι δαπάνες του εξερχόμενου τουρισμού καλύπτουν περίπου το 25% των επίσημων εισπράξεων από τον εισερχόμενο τουρισμό. Οι ελληνικοί τουριστικοί προορισμοί δέχονται πιέσεις από τον ανταγωνισμό προορισμών του εξωτερικού, με αξιοσημείωτο επακόλουθο την αυξανόμενη διείσδυση στην εσωτερική αγορά τουριστικών επιχειρήσεων του εξωτερικού, που απευθύνονται στον Έλληνα καταναλωτή. Το μεγαλύτερο ποσοστό των Ελλήνων ωστόσο συνεχίζει να προτιμά να κάνει διακοπές στην Ελλάδα.

2.2.3 Ιστορική Εξέλιξη του Τουριστικού Φαινομένου

Ο τουρισμός, παρόλο που στηρίχτηκε από την αρχαιότητα έως σήμερα στον ελεύθερο χρόνο και τη μετακίνηση, παρουσίασε διαχρονικά μια μορφολογική εξέλιξη και μια διευρυμένη χωρικά διάρθρωση. Στην **αρχαία Ελλάδα** και στην **αρχαία Ρώμη**, ο ελεύθερος χρόνος απεικόνιζε την προέλευση και την τάξη των πολιτών που ήταν ελεύθεροι και οικονομικά εύποροι, απαλλαγμένοι από κάθε εξαναγκαστική απασχόληση. Όσοι διέθεταν ελεύθερο χρόνο, δηλαδή αυτοί που ανήκαν στα ανώτερα κοινωνικά στρώματα, είχαν τη δυνατότητα να συμμετέχουν σε διαφόρων τύπων ταξιδιωτικές μετακινήσεις. Μπορούμε να αναφέρουμε τις ταξιδιωτικές μετακινήσεις για λόγους αναψυχής των αρχαίων Ελλήνων και Ρωμαίων στην Αίγυπτο καθώς και τις εσωτερικές μετακινήσεις για να παρεβρεθούν σε αθλητικούς αγώνες, θεατρικές παραστάσεις, εορτές.

Κατά την διάρκεια της **Αναγέννησης**, ο τουρισμός εμπλουτίζεται με νέα κίνητρα. Οι άνθρωποι ταξιδεύουν με κύριο σκοπό την ευχαρίστηση. Στα πλαίσια των εκπαιδευτικών μετακινήσεων των Άγγλων εγγενών, δημιουργούνται στη Γαλλία 2 ειδών περιηγήσεις: η "μικρή περιήγηση", που περιλάμβανε το Παρίσι και τη νοτιοδυτική Γαλλία, "και η μακρά περιήγηση", που συμπεριλάμβανε τη Βουργουνδία, τη νότια και τη νοτιοανατολική Γαλλία.

Ο **Ηρόδοτος** (480-421 π.Χ.) περιγράφει στις περιηγήσεις του γεωγραφικά και πολιτιστικά χαρακτηριστικά των τόπων που επισκέπτεται και μπορεί να χαρακτηριστεί σύμφωνα με την τουριστική τυπολογία που διαμορφώνεται το 19^ο αιώνα ως '**μοντέλο τουρίστα**'. Αυτή την περίοδο εμφανίζονται τα πρώτα κρατικά πανδοχεία, που παρείχαν δωρεάν τις υπηρεσίες τους στους ταξιδιώτες, καθώς και τα πρώτα πανδοχεία κερδοσκοπικής μορφής. Αρχικά βρίσκονται αυτόνομα κατά μήκος των μεγάλων οδικών αξόνων, ενώ προς το τέλος της αρχαιότητας εμφανίζονται οι πρώτες τάσεις εμπορικοποίησης των ταξιδιωτικών μετακινήσεων.

2.3 Παράγοντες που επηρεάζουν την Τουριστική Κίνηση

2.3.1 Γενικοί Παράγοντες

Όλα εκείνα τα στοιχεία που καθορίζουν και ερμηνεύουν τον τουρισμό και την εξέλιξή του, συμμετέχουν για να εξηγήσουν την τουριστική ζήτηση και να υπογραμμίσουν τη συνθετότητά της. Παρακάτω αναφέρουμε τους κυριότερους παράγοντες που επηρεάζουν τον τουρισμό.

2.3.1.1 Εξωγενείς Παράγοντες

- Οι οικονομικές εξελίξεις.
- Οι δημογραφικές και κοινωνικές αλλαγές.
- Η ταξιδιωτική ασφάλεια.
- Η τεχνολογική πρόοδος.
- Η ανάπτυξη των υποδομών και των παρεχόμενων υπηρεσιών.
- Οι πολιτικοί παράγοντες και το νομοθετικό και ρυθμιστικό πλαίσιο.
- Η εμπορική ανάπτυξη.
- Ο περιβαλλοντικός σχεδιασμός και επιπτώσεις.

2.3.1.2 Παράγοντες της Τουριστικής Αγοράς

- Η γνώση του καταναλωτή για τις τουριστικές δυνατότητες και απαιτήσεις.
- Η ανάπτυξη του προϊόντος και των υπηρεσιών από τον ιδιωτικό τομέα.
- Οι τάσεις στη δομή του ταξιδιωτικού και τουριστικού τομέα.
- Το μάρκετινγκ.
- Η επάρκεια εξειδικευμένων και έμπειρων ανθρώπινων πόρων.

2.3.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τη Συνάρτηση Τουριστικής Ζήτησης

- **Πληθυσμός:** Το επίπεδο ξένου τουρισμού εξαρτάται από τον πληθυσμό της χώρας - προέλευσης. Η κύρια αιτία που ο πληθυσμός δεν είναι μια ξεχωριστή ανεξάρτητη μεταβλητή είναι πως η παρουσία του μπορεί να προκαλέσει προβλήματα πολυσυγγραμικότητας, καθώς ο πληθυσμός είναι υψηλά συσχετιζόμενος με το εισόδημα.
- **Εισόδημα:** Το εισόδημα της χώρας προέλευσης ή η ιδιωτική κατανάλωση περιλαμβάνεται γενικά ως μια εξαρτημένη μεταβλητή και εισάγει την τουριστική ζήτηση σε κατά κεφαλήν μορφή. Αν πρόκειται για επισκέψεις σε φίλους και συγγενείς, τότε η κατάλληλη μορφή της μεταβλητής είναι η ιδιωτική κατανάλωση ή το προσωπικό διαθέσιμο εισόδημα, αλλά αν πρόκειται για επαγγελματικές επισκέψεις, τότε μια πιο γενική μεταβλητή εισοδήματος θα πρέπει να υιοθετηθεί.
- **Ιδία τιμή:** Στην περίπτωση του τουρισμού υπάρχουν 2 συστατικά στοιχεία της ίδιας τιμής: το κόστος ταξιδιού και το κόστος ζωής για τον τουρίστα. Πολλοί συγγραφείς εξαιρούν αυτήν τη μεταβλητή από το σύνολο των εξαρτημένων μεταβλητών λόγω προβλημάτων και έλλειψης διαθεσιμότητας δεδομένων.
- **Υποκατάστατες τιμές:** Οι τιμές υποκατάστατων μπορεί να είναι σημαντικά αίτια ζήτησης. Αυτές οι δυνατότητες υποκαταστάσεων επιτρέπονται για μελέτες διεθνούς τουριστικής ζήτησης και περιορίζονται σε κόστη τουριστών με βάση τον προορισμό.
- **Τάση:** Μια τάση αντιπροσωπεύει τη σταθερή αλλαγή στη δημοτικότητα ενός προορισμού ανά θεωρούμενη περίοδο, ως αποτέλεσμα των μεταβολών στις προτιμήσεις.
- **Μάρκετινγκ:** Εθνικοί οργανισμοί τουρισμού στρατεύονται σε δραστηριότητες προώθησης των πωλήσεων και ιδιαίτερα προσπαθούν να πείσουν υποθετικούς τουρίστες να επισκεφτούν τη χώρα τους, και αυτές οι δραστηριότητες μπορούν να πάρουν διάφορες μορφές συμπεριλαμβανομένων και διαφημίσεων στα μέσα μαζικής ενημέρωσης και δημόσιων σχέσεων.

2.4 Παγκόσμιος Τουρισμός

2.4.1 Γενικοί Λόγοι Ανάπτυξης

Οι πιο σημαντικοί λόγοι που οδήγησαν στην ανάπτυξη του διεθνούς τουρισμού είναι οι εξής:

- α)** Η ανάπτυξη των μέσων συγκοινωνίας και επικοινωνίας.
- β)** Η βελτίωση του ατομικού εισοδημάτων των εργαζομένων.
- γ)** Η άνοδος του πολιτιστικού επιπέδου των λαών.
- δ)** Η εξασφάλιση κοινωνικών παροχών στις οικονομικά ασθενέστερες τάξεις.
- ε)** Η πληρότητα της ενημέρωσης.
- στ)** Ο αστυκεντρισμός.

2.4.2 Η Αρνητική και Θετική Συμβολή στην Οικονομική Ανάπτυξη

2.4.2.1 Οικονομικοί Παράγοντες

1. Βοηθά στην αύξηση του Α.Ε.Π., στη δημιουργία θέσεων απασχόλησης, στην οικονομική ενίσχυση της περιφέρειας, στην προώθηση της επιχειρηματικότητας όσων παράγουν προϊόντα και υπηρεσίες για τις τουριστικές ανάγκες των ανθρώπων και προβάλλει την εικόνα μιας χώρας στο εξωτερικό.

2. Η παγκόσμια και ευρωπαϊκή οικονομία αναμένεται να ενισχύσει τους υψηλούς ρυθμούς επίτευξης πλούτου και εισοδήματος, ασκώντας θετική επιρροή στον τουρισμό.

3. Στην Ευρώπη, η καθιέρωση του ευρώ μειώνει το κόστος των συναλλαγών των ευρωπαίων τουριστών και για την Ελλάδα, αυτό θα έχει και αρνητικές συνέπειες.

4. Η συμμετοχή της Ελλάδας στην ευρωζώνη και η μακροοικονομική σταθερότητα θα δημιουργήσει ένα κλίμα, κατάλληλο για σημαντικές τουριστικές επενδύσεις και συνεργασίες και θα συμβάλλει στη σταθερότητα των συναλλαγματικών ισοτιμιών.

2.4.2.2 Πολιτικοί - Θεσμικοί Παράγοντες

1. Η διεθνής αγορά τουρισμού δέχεται σημαντικές επιρροές από τις πολιτικές εξελίξεις σε διάφορα μέρη του πλανήτη, κυρίως στην Κίνα, που αποτελεί και το 1/5 του παγκόσμιου πληθυσμού.

2. Η κατάργηση των εμποδίων μετακίνησης των ταξιδιωτών, κυρίως στις χώρες που οι διαδικασίες αυτές είναι χρονοβόρες και ενέχουν κόστος. Για παράδειγμα η έκδοση βίζας κάνει πιο εύκολη την τουριστική ανάπτυξη.

3. Μεγάλο ρόλο στην ανάπτυξη του τουρισμού διαδραματίζει η εγκληματικότητα και η τρομοκρατία. Οι παράγοντες αυτοί επηρεάζουν αρνητικά τους τουρίστες.

4. Οι συγχωνεύσεις που παρατηρούνται στον ευρωπαϊκό τουριστικό κλάδο δεν έχουν τύχει της ανάλογης προσοχής των ευρωπαϊκών ρυθμιστικών αρχών. Θα πρέπει να υπάρξει μεγαλύτερη ανάμειξη των εθνικών, ευρωπαϊκών και παγκόσμιων αρχών.

5. Η φορολόγηση του τουριστικού προϊόντος διαφέρει από χώρα σε χώρα και σε πολλές περιπτώσεις χρησιμοποιείται, είτε ως εργαλείο προώθησης του τουρισμού είτε ως εργαλείο αύξησης των κρατικών εσόδων.

6. Η γενικότερη τάση απελευθέρωσης της αγοράς από κρατικές παρεμβάσεις θα έχει σημαντικές επιπτώσεις στις επικοινωνίες και τις μεταφορές αφού το κόστος τους θα μειωθεί σημαντικά.

7. Η διαμόρφωση ενός αυστηρότερου πλαισίου προστασίας του τουρίστα κυρίως στο θέμα της ποιότητας των παρερχόμενων ξενοδοχειακών και ταξιδιωτικών υπηρεσιών.

2.4.2.3 Κοινωνικοί - Δημογραφικοί Παράγοντες

1. Η πιο σημαντική δημογραφική εξέλιξη είναι η αύξηση του αριθμού των ατόμων ηλικίας άνω των 65 ετών. Αυτό το τμήμα της αγοράς θεωρείται πρόκληση για τον τουρισμό.

2. Σημαντική είναι και η αύξηση των ατομικών νοικοκυριών και των μονογονεϊκών οικογενειών.

3. Σημαντικές αλλαγές πραγματοποιούνται στον τρόπο ζωής των πολιτών, κυρίως στις τέχνες, στον πολιτισμό και στο περιβάλλον. Δίνεται έτσι μεγαλύτερη έμφαση στη βιώσιμη και αειφόρο τουριστική ανάπτυξη.

4. Ο σύγχρονος τρόπος ζωής θα διαμορφώσει τμήματα της τουριστικής αγοράς, ανάλογα με τον πλούτο, το εισόδημα και το μέγεθος του ελεύθερου χρόνου. Η τμηματοποίηση αυτή διαμορφώνει 4 κατηγορίες τουριστών: α) πλούσιος με λίγο ελεύθερο χρόνο, β) πλούσιος με πολύ ελεύθερο χρόνο, γ) φτωχός με πολύ ελεύθερο χρόνο και δ) φτωχός με λίγο διαθέσιμο χρόνο.

5. Παρατηρείται αύξηση της ζήτησης για τις προπληρωμένες διακοπές.

2.4.2.4 Τεχνολογικοί Παράγοντες

1. Το Διαδίκτυο έχει πολύ θετικές επιπτώσεις στο ηλεκτρονικό εμπόριο για τον ξενοδοχειακό κλάδο.

2. Η ηλεκτρονική τεχνολογία είναι ισχυρότατος προσδιοριστικός παράγοντας της επιλογής και της διανομής τόπων προορισμού.

3. Η τεχνολογία θα περιορίσει το χρόνο και το κόστος μεταφοράς, κάνοντας πιο οικονομικά και ελκυστικά τα ταξίδια σε μακρινές περιοχές. Κάποιοι ισχυρίζονται ότι τα πραγματικά ταξίδια θα αντικατασταθούν με τα 'ταξίδια' της εικονικής πραγματικότητας.

2.5 Ο Τουρισμός στην Ελληνική Οικονομία - Κοινωνία

2.5.1 Δυνατότητα Ανάπτυξης της Οικονομίας

2.5.1.1 Γενικά

Έχει ενδιαφέρον να γίνει προσπάθεια προσέγγισης του μεγέθους κεφαλαίου του συντελεστή του τουριστικού τομέα. Υπολογίζεται ότι το 60% περίπου της τουριστικής καταναλωτικής δαπάνης στην Ελλάδα σχετίζεται με εστιατόρια και άλλα καταλύματα. Η ανάπτυξη σε τομείς οικονομικής δραστηριότητας, όπως είναι ο τουρισμός, λύνει το πρόβλημα της ανεργίας διότι συνδυάζει χαμηλό κεφαλαιακό συντελεστή, δηλαδή οδηγεί στην ανάπτυξη κλάδων που χαρακτηρίζονται από χαμηλή παραγωγικότητα εργασίας.

Σύμφωνα με το **Ινστιτούτο Τουριστικών Ερευνών** οι εξελίξεις στην τουριστική οικονομία τα τελευταία χρόνια είναι οι εξής:

- Η **τουριστική οικονομία** κυμαίνεται στο επίπεδο 18 – 20% του ΑΕΠ.
- Η **απασχόληση** στον τουριστικό τομέα ανέρχεται σε 690.000 άτομα.
- Το **συνάλλαγμα** που αποκτάται, φτάνει τα 9 δις \$ και έχει αποδειχθεί ότι ο τουρισμός έχει καταφέρει να βελτιώσει την κατανομή του περιφερειακού εισοδήματος τα τελευταία 20 – 30 έτη.
- Το **τουριστικό συνάλλαγμα** είναι 2,5 φορές μεγαλύτερο από το συνάλλαγμα των βιομηχανικών εξαγωγών και 1,8 φορές μεγαλύτερο από το σύνολο των εξαγωγών.
- Το 1960 το **τουριστικό ακαθάριστο προϊόν** ήταν ίσο με 3% του ΑΕΠ, ενώ το 2000 έφτανε το 20% του ΑΕΠ.
- Για μια μικρή χώρα με αυξημένο ποσοστό συμμετοχής των **διεθνών συναλλαγών** στο οικονομικό γίνεσθαι αυτής, ο τουρισμός και η ναυτιλία είναι κλάδοι που έχουν συγκριτικό παραγωγικό πλεονέκτημα και μεγάλη αυξανόμενη δυνητική ζήτηση.

2.5.1.2 Βασικές Έννοιες

1. **Τουριστικός κλάδος**, ο οποίος αναφέρεται στις δραστηριότητες που παράγουν αγαθά και υπηρεσίες συνδεδεμένα με τους τουρίστες. Αυτές οι δραστηριότητες είναι τα ξενοδοχεία, τα καταλύματα, τα γραφεία ταξιδιών πάσης φύσεως, ορισμένοι κλάδοι μεταφορών, κέντρα πληροφόρησης τουριστών, κλάδοι παραγωγής.

2. **Τουριστική οικονομία**, στην οποία περιλαμβάνονται τόσο τα αγαθά και οι υπηρεσίες που συνδέονται άμεσα με τον τουρίστα, όσο και οι παραγωγικές δραστηριότητες που εξαρτώνται σε υψηλό βαθμό από την τουριστική δαπάνη.

2.5.1.3 Σημαντικά Προβλήματα

- 1. Το συνολικό χρέος του τουριστικού τομέα προς το πιστωτικό σύστημα είναι πολύ υψηλό.
- 2. Η τουριστική υποδομή υστερεί σημαντικά έναντι των υποδομών που αφορούν στο δευτερογενή τομέα όπως αεροδρόμια, λιμάνια, προσβάσεις σε τουριστικού ενδιαφέροντος σημεία.
- 3. Υπάρχει σημαντική έλλειψη πολιτικής για την αναβάθμιση της ποιότητας του τουριστικού προϊόντος.

2.5.2 Ενίσχυση της Απασχόλησης

2.5.2.1 Γενικά

Το σύνολο των θέσεων εργασίας που οφείλεται στην τουριστική δραστηριότητα είναι της τάξεως των 600.000 ατόμων περίπου, η ύπαρξη των οποίων εξαρτάται από τον τουρισμό.

Στις μικρομεσαίες ξενοδοχειακές επιχειρήσεις η μέση ανά μονάδα απασχόληση είναι 11,77 άτομα, στον οποίο αριθμό περιλαμβάνονται και απασχολούμενα μέλη της οικογένειας, καθώς και ο ιδιοκτήτης. Περίπου 800.000 Έλληνες δραστηριοποιούνται

στον τουρισμό, ενώ σημαντικές περιοχές της χώρας, απασχολούν πάνω από το 50% του πληθυσμού τους σε τουριστικές δραστηριότητες.

2.5.2.2 Πλεονεκτήματα του Τουριστικού Τομέα ως Δημιουργού νέων θέσεων Εργασίας

1. Είναι τομέας εργασιακής εντάσεως αφού ο απαιτούμενος αριθμός απασχολούμενων ανά μονάδα κεφαλαίου είναι συγκριτικά υψηλότερος.
2. Παρέχει υψηλό ποσοστό λειτουργιών και απαιτεί εργατικό δυναμικό με σχετικώς μειωμένα προσόντα.
3. Ο τουριστικός τομέας είναι ελάχιστα φιλικός απέναντι στην τεχνολογία.

Ορισμένα σημαντικά στοιχεία που θα πρέπει να αναφερθούν είναι:

- Το 7,4% του αριθμού των μεγάλων ξενοδοχείων αντιπροσωπεύει το 33,2% του αριθμού των κλινών. Συνεπώς τα μεγάλα ξενοδοχεία συμβάλουν στο τουρισμό.
- Η ικανότητα των μεγάλων ξενοδοχείων να δημιουργούν θέσεις εργασίας είναι πολύ μεγαλύτερη σε σύγκριση με τις μικρομεσαίες ξενοδοχειακές επιχειρήσεις.

2.5.3 Χαρακτηριστικά Τουριστικής Ζήτησης

2.5.3.1 Ήλιος και Θάλασσα

Η συντριπτική πλειοψηφία των τουριστών έρχονται στην Ελλάδα για τον ήλιο και τη θάλασσα. Η τουριστική ζήτηση στη χώρα μας οφείλεται κυρίως στην μεγάλη προσφορά του τουριστικού προϊόντος. Οι ειδικές ή εναλλακτικές μορφές τουρισμού θεωρούνται ελκυστικές αγορές για την ενίσχυση του τουρισμού αλλά δεν έχουν καταφέρει να αναπτυχθούν αρκετά στην Ελλάδα.

2.5.3.2 Μέση Διάρκεια Παραμονής

Η διάρκεια παραμονής των αλλοδαπών τουριστών διαφέρει ανάλογα με τον σκοπό του ταξιδιού και την περιοχή του προορισμού τους. Η πιο συνηθισμένη μέση διάρκεια των αλλοδαπών στα ελληνικά μέρη είναι 15 ημέρες.

2.5.3.3 Εποχιακότητα Ζήτησης

Η τουριστική ζήτηση στην χώρα μας εμφανίζει υψηλή συγκέντρωση κατά τους καλοκαιρινούς, λόγω αυξημένης ηλιοφάνειας και έτσι αναπτύσσεται ο παραθεριστικός τουρισμός. Η τουριστική αιχμή ενισχύεται τα τελευταία χρόνια και αυτό κάνει ακόμα πιο έντονο το πρόβλημα της εποχιακότητας. Η ζήτηση της παραδοσιακής 7μηνης τουριστικής περιόδου (Απρίλιος – Οκτώβριος) παρουσιάζει μια αυξανόμενη εποχιακότητα.

2.5.4 Χαρακτηριστικά, Πλεονεκτήματα και Αδυναμίες του Ελληνικού Τουρισμού

2.5.4.1 Βασικά Χαρακτηριστικά

- Ανοδική τάση αφίξεων αλλοδαπών τουριστών με συνέπεια τη δημιουργία νέων τουριστικών υποδομών για την προσέλκυση της αυξανόμενης πελατείας.
- Σημαντική μείωση του μεριδίου των Αμερικανών τουριστών με αποτέλεσμα την απώλεια υψηλού τουριστικού εισοδήματος και την αναζήτηση νέων αγορών.
- Μικρή διάρκεια τουριστικής περιόδου με συνέπεια την θερινή επιβάρυνση των υποδομών και την υπολειτουργία της χειμερινής σεζόν γεγονός που κάνει αναγκαία την ανάπτυξη άλλων μορφών τουρισμού για τους υπόλοιπους μήνες.
- Μονοδιάστατο τουριστικό προϊόν με συνέπεια την εύκολη υποκατάσταση από άλλες μεσογειακές χώρες.
- Υψηλή γεωγραφική συγκέντρωση τουριστικής υποδομής με αποτέλεσμα την άνιση ανάπτυξη των τουριστικών υποδομών.
- Περιορισμένη διάρθρωση τουριστικής ζήτησης με λίγους τουριστικούς πράκτορες, με αποτέλεσμα την ύπαρξη ισχυρών πιέσεων για χαμηλές τιμές.
- Ξενοδοχειακές μονάδες και καταλύματα τα οποία είναι μικρού ή μεσαίου μεγέθους και προσφέρουν χαμηλή ποιότητα υπηρεσιών με αποτέλεσμα την αδυναμία διαπραγμάτευσης με τους ισχυρούς ταξιδιωτικούς πράκτορες.

2.5.4.2 Πλεονεκτήματα

- Η αφθονία και ποικιλομορφία των φυσικών πόρων επιτρέπουν τουρισμό 12μηνης βάσης.
- Η θέση της χώρας μας στον παγκόσμιο τουρισμό αφού κατέχει την 17η θέση σε αφίξεις και την 27η σε εισπράξεις.
- Ο σημαντικός ρόλος του Τουρισμού στην Περιφερειακή Ανάπτυξη.
- Η θετική συνεισφορά του Αναπτυξιακού Νόμου στην αναβάθμιση των ξενοδοχειακών και τουριστικών υποδομών γενικότερα.
- Η δημιουργία κατά την τελευταία 15ετία σημαντικών επιχειρήσεων που προσφέρουν εμπλουτισμένο προϊόν για την προσέλκυση τουριστών ειδικών ενδιαφερόντων.
- Η πλούσια παραγωγή παραδοσιακών προϊόντων πρωτογενούς και δευτερογενούς παραγωγής.

2.5.4.3 Αδυναμίες

- Η επιβάρυνση του φυσικού περιβάλλοντος λόγω των τουριστικών δραστηριοτήτων.
- Η μείωση της ανταγωνιστικότητας του τουριστικού προϊόντος εξαιτίας της ανάπτυξης νέων αγορών.
- Η αλλοίωση των πολιτιστικών χαρακτηριστικών στις τοπικές κοινωνίες.
- Η άνιση τουριστική ανάπτυξη των Περιφερειών της χώρας.
- Οι σημαντικές ελλείψεις σε υποδομές και ανωδομές όπως είναι οι μεταφορές, οι ξενοδοχειακές υποδομές και οι συνεδριακοί χώροι.
- Το υψηλό ποσοστό μέσης και χαμηλής τάξης κλινών.
- Χαμηλή ημερήσια δαπάνη και μικρή διάρκεια παραμονής τουριστών.
- Χαμηλή ανταγωνιστικότητα τουριστικού προϊόντος.
- Εξάρτηση από μεγάλα πρακτορεία διεθνούς τουρισμού.
- Έλλειψη εκπαιδευμένου ανθρώπινου δυναμικού.

2.5.4.4 Βιώσιμη Ανάπτυξη

Σχεδιασμός (πολεοδομία - χωροταξία): Ο σχεδιασμός των τουριστικών περιοχών πρέπει να γίνεται με βάση την ικανότητα του συστήματος, να οριοθετείται η κάθε περιοχή, να χρησιμοποιούνται τεχνικές για τη διαχείριση της ροής των επισκεπτών, να εφαρμόζονται οι μελέτες περιβαλλοντικών επιπτώσεων για κάθε έργο τουριστικής ανάπτυξης, να προσφέρεται βοήθεια στις υποβαθμισμένες περιοχές ώστε να επανενταχθούν στην τουριστική αγορά, να υπάρχει λεπτομερειακή καταγραφή των περιοχών και να προτάσσονται συνδυασμοί που θα αξιοποιούν την ποικιλία των μνημείων της κάθε περιοχής. Πρέπει επίσης να υιοθετούνται κάποια μέτρα για την επιμήκυνση της τουριστικής περιόδου, να ενθαρρύνονται οι ήπιες παρεμβάσεις και να ενθαρρύνονται οι εναλλακτικές μορφές τουρισμού που σέβονται τις ιδιαιτερότητες του τόπο υποδοχής.

Θεσμική Οργάνωση: Είναι αναγκαίο να υιοθετηθούν μέτρα για την προστασία παραδοσιακών οικισμών, περιοχών με ιδιαίτερα οικολογικό ενδιαφέρον που αποτελούν ταυτόχρονα και τουριστικούς προορισμούς. Επίσης απαιτείται η παρακολούθηση και η εφαρμογή των διαφόρων κανονισμών που προβλέπονται γι' αυτές τις περιοχές.

Οικονομική ανάπτυξη: Θα πρέπει να υιοθετηθούν κίνητρα για την ενθάρρυνση ειδών τουρισμού που σέβονται τις τοπικές ιδιαιτερότητες και των τουριστικών επιχειρήσεων που ευνοούν αυτού του είδους τον τουρισμό.

Έρευνα: Απαιτούνται ενέργειες αποκατάστασης για περιοχές που αντιμετωπίζουν ήδη κάποια υποβάθμιση. Η χώρα μας αν και έχει σημαντικά προβλήματα στον τουριστικό τομέα έχει πολλαπλές δυνατότητες ανάπτυξης εναλλακτικών μορφών τουρισμού λόγω των πολλών τουριστικών προορισμών και του φυσικού κάλλους αυτών.

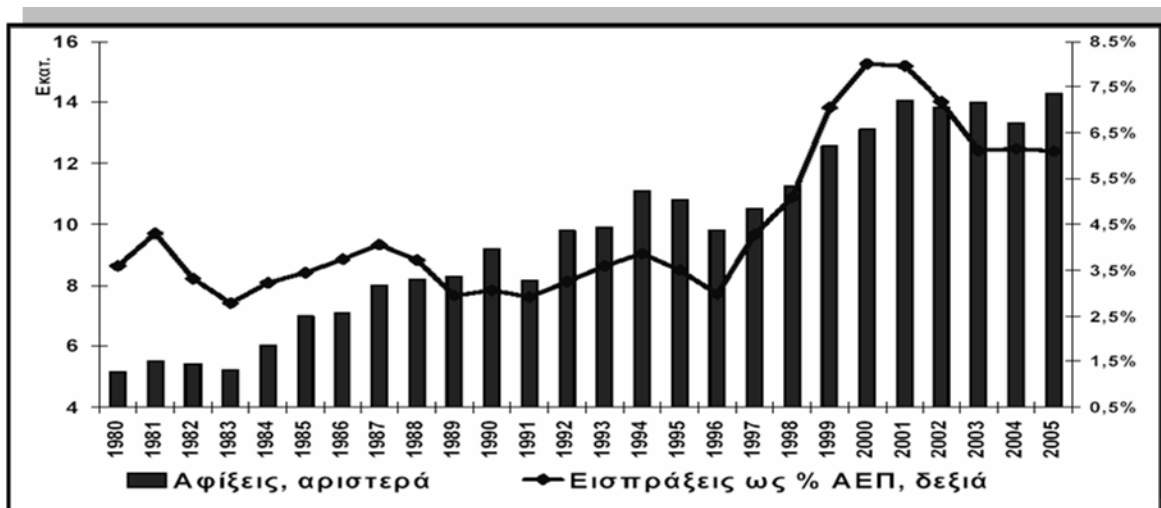
2.5.4.5 Μεγάλες Εκδηλώσεις

Γεγονότα με μεγάλη τουριστική σημασία που έχουν γίνει στη χώρα μας κατά καιρούς και που έχουν συμβάλει στην κατακόρυφη αύξηση του τουρισμού (αποτελούν **Special Events**) είναι:

- Αθλητικές (Ολυμπιακοί Αγώνες 2004, Παγκόσμιο πρωτάθλημα στίβου 1997, Τελικός ευρωπαϊκού ποδοσφαιρικού κυπέλλου Πρωταθλητριών 2007, Παγκόσμιο Πρωτάθλημα Μπάσκετ 1998).
- Πολιτιστικές που είναι όμως πιο περιορισμένης μαζικότητας.
- Επιχειρηματικές (όπως η ΔΕΘ).

2.5.5. Η Ζήτηση του Ελληνικού Τουρισμού

Ο τουρισμός έχει εξελιχθεί παγκοσμίως σε μία από τις σημαντικότερες βιομηχανίες, αποτελώντας σημαντικό παράγοντα ανάπτυξης και πηγή απασχόλησης. Η σημασία του τουρισμού για την ελληνική οικονομία είναι μεγαλύτερη απ' ό,τι για το σύνολο της παγκόσμιας οικονομίας. Η Ελλάδα από τη δεκαετία του 1980 έχει μετατραπεί σε έναν από τους σημαντικότερους τουριστικούς προορισμούς παγκοσμίως. Οι αφίξεις αλλοδαπών σημείωσαν αλματώδη αύξηση τις δεκαετίες του 1980 και του 1990. Η αύξηση των αλλοδαπών στην χώρα μας άρχισε να πραγματοποιείται με αργά και σταθερά βήματα και οι αφίξεις των αλλοδαπών αυξάνονται όλο και περισσότερο, αν εξαιρεθούν ορισμένες αμελητέες πτώσεις. (βλ.διάγραμμα).



Εικόνα 3: Αφίξεις και Εισπράξεις Εισερχόμενου Τουρισμού

2.6 Οι Τάσεις και οι Προοπτικές του Τουρισμού τον 21ο Αιώνα

2.6.1 Βασικές Τάσεις

Με το ξεκίνημα του 21ου αιώνα, διαπιστώνεται η εμφάνιση ορισμένων νέων βασικών τάσεων στον τουρισμό:

- Αυξανόμενο ενδιαφέρον για την ασφάλεια.
- Συντομότερα και συχνότερα ταξίδια διακοπών, αλλά λιγότερα ολιγοήμερα διαλείμματα Σαββ/κου.
- Μεταστροφή από τα μακρινά και υπερπόντια ταξίδια προς τα εσωτερικά και ενδοπεριφερειακά ταξίδια.
- Μεταστροφή από τις εναέριες στις επίγειες μεταφορές παρά την παράλληλη αύξηση της ζήτησης για χαμηλού κόστους αερομεταφορές.
- Συνεχιζόμενη τάση προς όψιμες κρατήσεις και αυξανόμενη χρήση του διαδικτύου για αγορές ταξιδιών.
- Αυξανόμενη ζήτηση για πακετοποιημένες και ατομικά διαμορφωμένες διακοπές, σε βάρος των παραδοσιακών συνολικών πακέτων.
- Μεγαλύτερο ενδιαφέρον για διακοπές που προσφέρουν εμπειρίες και περιλαμβάνουν τον τοπικό πολιτισμό και την επαφή με τη φύση.
- Επικράτηση και αναμονή των προσφορών και ευκαιριών τελευταίας στιγμής.

Σε μακροπρόθεσμο ορίζοντα οι τάσεις αυτές προσδιορίζονται από 3 καθοριστικούς **πόλους**:

- Την τεχνολογία.
- Τη σχέση εργασίας- ελευθέρου χρόνου.
- Την ασφάλεια.

2.6.2 Εξελίξεις στην Τεχνολογία

- Νέα μέσα επικοινωνίας όπως κινητή τηλεφωνία, φορητοί υπολογιστές, δορυφορική τηλεόραση, συνδέουν ευκολότερα και ταχύτερα τους τουρίστες με τις υπηρεσίες των προορισμών.
- Νέες υποδομές, σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα.
- Ο παγκόσμιος ιστός του Διαδικτύου.

2.6.3 Προώθηση του Εναλλακτικού Τουρισμού

Οι άξονες δράσεις που έχουν προταθεί γύρω από το θέμα της προαγωγής του εναλλακτικού τουρισμού είναι οι εξής:

- Διαφοροποίηση των τουριστικών δραστηριοτήτων, συμπεριλαμβανομένης της καλύτερης διαχείρισης του μαζικού τουρισμού και της ενθάρρυνσης εναλλακτικών τύπων τουρισμού.
- Ενίσχυση της ποιότητας των προσφερόμενων τουριστικών υπηρεσιών με έμφαση στην πληροφόρηση και ευαισθητοποίηση των επισκεπτών, καθώς και στην καλύτερη διαχείριση της ροής των επισκεπτών.
- Αλλαγή της συμπεριφοράς των τουριστών με την ενθάρρυνση νέων δράσεων όπως τηλεοπτικές καμπάνιες, τη σύνταξη κώδικα συμπεριφοράς και την ενθάρρυνση των επισκεπτών για κατάλληλη επιλογή μέσων μεταφοράς.

2.7 Μέτρηση Τουριστικών Δεδομένων

2.7.1 Μέθοδοι Μέτρησης

Τα διεθνή δεδομένα τουριστικής ζήτησης συλλέγονται με διάφορους τρόπους. Οι τουριστικές επισκέψεις καταγράφονται σε λογαριασμούς συνόρων, καταχωρήσεις σε ιδρύματα διαμονής ή δειγματοληπτικές έρευνες (επιβιβάσεις και αποβιβάσεις). Τα ιδρύματα διαμονής των τουριστών εξαιρούν από τις καταγραφές, τους ταξιδιώτες της ίδιας μέρας και τους τουρίστες που φιλοξενούνται από φίλους, συγγενείς ή διάφορους τύπους μη καταχωρημένων καταλυμάτων. Οι δειγματοληπτικές έρευνες μπορούν να εφαρμοστούν μόνο σε σημεία εισόδου ή εξόδου σε επιστρέφοντες κατοίκους ή σε αναχωρούντες μη-κατοίκους. Απογραφικές έρευνες σε σπίτια μπορούν να διεξαχθούν, αλλά και στις 2 περιπτώσεις συχνά το δείγμα είναι μικρό. Τα δεδομένα διεθνών τουριστικών αποστολών συλλέγονται πάντα μέσω τραπεζικών μεθόδων αναφορών ή δειγματοληπτικών ερευνών. Υπάρχουν πολλά προβλήματα που σχετίζονται με αυτή τη μέθοδο συλλογής δεδομένων, όπως η αναγνώριση μιας απλής τραπεζικής συναλλαγής από μια τουριστική τραπεζική συναλλαγή, η μη αναφορά ή ενημέρωση σχετικών συναλλαγών και τέλος η αναξιοπιστία στη μέτρηση εισπράξεων από συγκεκριμένες χώρες προέλευσης.

Οι αποστολές- εισπράξεις και οι επισκέψεις (αφίξεις) είναι 2 δημοφιλή μέτρα για τη μέτρηση της τουριστικής ζήτησης. Στη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρονται και άλλα μέτρα της τουριστικής ζήτησης εκτός των αφίξεων των τουριστών. (Frechtling, 1996). Αυτά περιλαμβάνουν τουριστικές δαπάνες, διανυκτερεύσεις, διάρκεια παραμονής, μέτρα απόστασης και μέτρα πληρότητας των μεταφορικών μέσων. Επιπλέον όταν απαιτείται η πρόβλεψη της κατανομής της τουριστικής ζήτησης, μέτρο είναι το μερίδιο που έχει η χώρα προορισμού στις τουριστικές αφίξεις ή τα τουριστικά έξοδα.

2.7.2 Διεθνείς και Ευρωπαϊκοί Οργανισμοί Καταγραφής και Μελέτης του Τουρισμού

2.7.2.1 Γενικά στοιχεία

Η παγκόσμια αίσθηση των ευκαιριών που πρεσβεύει ο τουρισμός, έχει κάνει εντονότερη την ανάγκη της καταγραφής και διαχείρισης ολοένα και περισσότερης πληροφορίας. Το **information management** κερδίζει συνεχώς έδαφος, όχι μόνο εξαιτίας των αυξημένων πληροφοριακών αναγκών της αγοράς, αλλά και της εξέλιξης των νέων τεχνολογιών και των υψηλής χωρητικότητας μέσων αποθήκευσης. Οι κυβερνήσεις χαρακτηρίζουν την ανάπτυξη του τουρισμού σαν υψηλή προτεραιότητα, καθώς αναγνωρίζουν στον τουρισμό μια δυναμική ικανή να ωθήσει την οικονομική πρόοδο και την ευημερία παγκοσμίως.

Έτσι συστήθηκαν και λειτουργούν διεθνείς οργανισμοί με σκοπό τη συγκέντρωση και επεξεργασία όλων των διαθέσιμων στοιχείων, τη συναγωγή συμπερασμάτων και έγκυρων εκτιμήσεων που θα επιτρέψουν σε όλους τους εμπλεκόμενους φορείς να διαμορφώσουν μια κατά το δυνατό αντικειμενική εικόνα για τις εξελίξεις στον τομέα.

2.7.2.2 Διεθνείς Οργανισμοί

- Ο Διεθνής Οργανισμός Τουρισμού - World Tourism Organization (WTO).
- Ο Οργανισμός για την οικονομική Συνεργασία και Ανάπτυξη - The Organization for Economic Cooperation and Development (OECD).
- Το Στατιστικό Γραφείο για τις Ευρωπαϊκές Κοινωνίες - The Statistical Office of the European Communities (Eurostat).
- Η Στατιστική Επιτροπή των Ηνωμένων Εθνών - The United Nations Statistical Commission (UNSC).
- Το Παγκόσμιο Συμβούλιο Ταξιδιών και Τουρισμού - The World Travel and Tourism Council (WTTC).
- Επιμέρους Οργανισμοί Τουρισμού των διαφόρων χωρών (EOT).

2.7.2.3 Συμπληρωματικοί Λογαριασμοί

Αποτέλεσμα της συνεργασίας όλων των παραπάνω φορέων είναι ο μεθοδολογικός σχεδιασμός μιας νέας σειράς δεικτών, των συμπληρωματικών Τουριστικών Λογαριασμών (όπως του TSA- Tourism Satellite Account,) ή άλλων διεθνώς αποδεκτών προτύπων και η οργάνωση σεμιναρίων για την εκπόνηση κατευθυντήριων γραμμών. Ο τελικός στόχος παραμένει η βελτίωση της ακρίβειας των μετρήσεων για την γενική επίδραση του τουρισμού στην οικονομική δραστηριότητα. Ο τουρισμός είναι η 1η δραστηριότητα που χρησιμοποιεί πρότυπα συμπληρωματικών λογαριασμών προκειμένου να αποτιμήσει τον αντίκτυπο του τομέα στις διεθνείς οικονομίες. Οι συμπληρωματικοί λογαριασμοί είναι ένας όρος που προτάθηκε από τα Ηνωμένα Έθνη για τη μέτρηση του μεγέθους των οικονομικών τομέων, που δεν ορίζονται ως βιομηχανίες στους εθνικούς λογαριασμούς. Αποτελούν ένα νέο στατιστικό εργαλείο σχεδιασμένο για τη μέτρηση των αγαθών και των υπηρεσιών τουρισμού. Οι μετρήσεις της τουριστικής βιομηχανίας, προκειμένου να είναι αξιόπιστες και συγκρίσιμες με αυτές των άλλων βιομηχανιών, πρέπει να είναι συνεπείς με τις έννοιες και τους ορισμούς, όπως αυτοί ορίζονται από τις διεθνώς αποδεκτές μακροοικονομικές κατευθυντήριες γραμμές. Τέτοιες μετρήσεις επιτρέπουν έγκυρες συγκρίσεις μεταξύ χωρών και ομάδων χωρών και είναι συγκρίσιμες με άλλες διεθνώς αναγνωρισμένες οικονομικές στατιστικές.

Οι Συμπληρωματικοί Λογαριασμοί Τουρισμού βοηθούν στη **μέτρηση** των εξής μεγεθών:

- Της συνεισφοράς του τουρισμού στο ΑΕΠ.
- Της κατάταξης του τουρισμού συγκριτικά με άλλους οικονομικούς τομείς.
- Του αριθμού των θέσεων εργασίας που δημιουργούνται από τον τουρισμό.
- Του συνόλου των τουριστικών επενδύσεων.
- Των φορολογικών εσόδων από την τουριστική βιομηχανία.
- Της τουριστικής κατανάλωσης.
- Της επίδρασης του τουρισμού στο ισοζύγιο πληρωμών.
- Των χαρακτηριστικών των τουριστικών ανθρωπίνων πόρων.

2.8 Πληροφοριακά Συστήματα Πρόβλεψης της Τουριστικής Ζήτησης

2.8.1 Γενικά

Η Global Insight Company έχει αναπτύξει το Tourism Navigator (GTN), ένα λογισμικό εργαλείο για την τουριστική έρευνα που επιτρέπει στους χειριστές του να διεξάγουν ανάλυση αγοράς. Η GTN παρέχει ιστορικά δεδομένα για τον τουρισμό και την οικονομία αλλά είναι αβέβαιο αν παρέχει στον χειριστή τα εργαλεία για την επιλογή και την εφαρμογή μιας καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης ή προτείνει μια μέθοδο πρόβλεψης ειδικά για δεδομένα τουριστικής ζήτησης.

Το Statistical and Forecasting Tourism Information System (SFTIS) παρέχει εργαλεία για την εισαγωγή και τη διατήρηση χρονοσειρών, τη στατιστική ανάλυση, την πρόβλεψη χρονοσειρών χρησιμοποιώντας μοντέλα χρονοσειρών και μεθόδους παλινδρόμησης συμπεριλαμβανομένης και της ανάλυσης σεναρίου ‘what-if’ και για τη δημιουργία γραφημάτων και αναφορών. Ο χρήστης έχει δυνατότητα επιλογής μεταξύ μιας ποικιλίας κλασσικών τεχνικών πρόβλεψης και στατιστικών indices για την αξιολόγηση της εγκυρότητας της μεθόδου και της συμπεριφοράς της πρόβλεψης. Το τμήμα έρευνας και ανάπτυξης του Ελληνικού Οργανισμού Τουρισμού χρησιμοποιεί το SFTIS από το 1999.

2.8.2 Μειονεκτήματα Λογισμικών

- Τα περισσότερα λογισμικά πακέτα πρόβλεψης εμφανίζονται σε μικρά στατιστικά πακέτα.
- Η πλειοψηφία των λογισμικών πακέτων πρόβλεψης απαιτεί ιδιαίτερες ικανότητες πρόβλεψης και μαθηματικών από τους χρήστες τους.
- Μόνο λίγα πακέτα παρουσιάζουν πλήρη αυτοματισμό ή έμπειρη μέθοδο, μια μέθοδο δηλαδή που παράγει αυτόματα προβλέψεις από συγκεκριμένες χρονοσειρές ή σχετικές γνώσεις.

3. Τουρισμός και Προβλέψεις

3.1 Ενδιαφέρον για Παραγωγή Ακριβών Προβλέψεων

Οι ερευνητές του τουρισμού ενδιαφέρονται για την πρόβλεψη της τουριστικής ζήτησης για τους ακόλουθους λόγους:

1. Η τουριστική ζήτηση είναι το θεμέλιο πάνω στο οποίο βασίζονται τελικά όλες οι αποφάσεις των τουριστικά - σχετιζομένων επιχειρήσεων. Εταιρίες όπως εταιρίες αερογραμμών, tour operators, ξενοδοχεία, ναυτιλιακές γραμμές και πάροχοι δραστηριοτήτων αναψυχής ενδιαφέρονται για την ζήτηση των προϊόντων τους από τουρίστες. Η επιτυχία πολλών επιχειρήσεων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό ή ολοκληρωτικά από την κατάσταση της τουριστικής ζήτησης και τελικά η αποτυχία του management οφείλεται συχνά στην αδυναμία του να καλύψει τη ζήτηση της αγοράς. Οι εκτιμήσεις της προσδοκώμενης μελλοντικής ζήτησης συνιστούν ένα πολύ σημαντικό στοιχείο σε όλες τις δραστηριότητες σχεδιασμού. Είναι σαφές πως ακριβείς προβλέψεις της τουριστικής ζήτησης είναι ουσιώδους σημασίας για αποτελεσματικό σχεδιασμό από τις τουριστικά σχετιζόμενες επιχειρήσεις, ιδιαίτερα λαμβάνοντας υπόψη τη φθαρτή φύση του τουριστικού προϊόντος.
2. Η τουριστική επένδυση, ιδιαίτερα η επένδυση στις υποδομές του προορισμού, όπως οι αερογραμμές και οι σιδηρόδρομοι, απαιτούν μακροχρόνιες οικονομικές δεσμεύσεις και το κόστος σε περίπτωση αποτυχίας μπορεί να είναι πολύ υψηλό, αν τα έργα επενδύσεων αποτύχουν να εκπληρώσουν τις δυνατότητες σχεδιασμού τους. Όμως, η πρόβλεψη για τουριστικά σχετιζόμενη υποδομή συχνά αποτελεί ένα σημαντικό μέρος του έργου αποτίμησης.
3. Οι κυβερνητικές μακροοικονομικές πολιτικές εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την σχετική σπουδαιότητα των ανεξάρτητων τομέων μέσα στον προορισμό. Έτσι, ακριβείς προβλέψεις της ζήτησης του τουριστικού τομέα της οικονομίας θα βοηθήσει τις κυβερνήσεις των προορισμών στην διαμόρφωση και εφαρμογή κατάλληλων μεσοπρόθεσμων τουριστικών στρατηγικών.

3.2 Δυσκολίες στην Πρόβλεψη

3.2.1 Γενικές Δυσκολίες

Η ανάγκη για ακριβείς προβλέψεις στον τομέα της τουριστικής ζήτησης, ως βοηθητικό εργαλείο διαχείρισης στη λήψη αποφάσεων, είναι λοιπόν εύκολα κατανοητή. Παρόλο που τα οφέλη από τις ακριβείς προβλέψεις για αεροπορικές εταιρίες, αλυσίδες ξενοδοχείων είναι προφανή, δεν υπάρχουν σταθεροί προμηθευτές προβλέψεων στην τουριστική βιομηχανία. Κύριοι εμπορικοί οργανισμοί έχουν παράγει διεθνείς προβλέψεις της τουριστικής ζήτησης στο παρελθόν σε επίπεδο χωρών. Οι μεγάλες εταιρίες στην τουριστική βιομηχανία (αεροπορικές βιομηχανίες) παράγουν προβλέψεις, αλλά αυτές παραμένουν εμπιστευτικές.

Ποικίλοι χρονικοί ορίζοντες και επίπεδα ολοκλήρωσης σχετίζονται με τη λήψη αποφάσεων. Για παράδειγμα, βραχυχρόνιες προβλέψεις αποκτώνται για σχεδιασμό και στελέχωση προσωπικού, μέσου-ορίζοντα προβλέψεις για σχεδιασμό των τουριστικών διαφημιστικών φυλλαδίων και μακροχρόνιες προβλέψεις για επενδύσεις σε αεροσκάφη, ξενοδοχεία και λοιπές υποδομές. Οι κυβερνήσεις ενδιαφέρονται για τις διεθνείς αποστολές επιβίβασης και αποβίβασης σε επίπεδο κρατών, τα ξενοδοχεία για την τουριστική ζήτηση ανά περιοχή ή πόλη και οι αεροπορικές εταιρίες για την τουριστική ζήτηση ανά διαδρομή αντίστοιχα. Όμως ο κύριος όγκος των δημοσιευμένων μελετών πάνω στην τουριστική ζήτηση συγκεντρώνεται σε βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις σε υψηλά ολοκληρωμένο επίπεδο.

3.2.2 Ειδικές Δυσκολίες

- Ευμετάβλητη και πολύπλοκη φύση της τουριστικής συμπεριφοράς.
- Ευαισθησία της τουριστικής ζήτησης στις κρίσεις ή τις φυσικές καταστροφές.
- Περιορισμένη διαθεσιμότητα δεδομένων.

3.2.3 Απρόβλεπτες Κρίσεις και Καταστροφές

Η πολιτική αστάθεια, οι κοινωνικές αναταραχές, οι τρομοκρατικές ενέργειες, οι ταξιδιωτικοί ή συναλλαγματικοί περιορισμοί, η οικονομική ύφεση, η πετρελαϊκή κρίση, οι ταξιδιωτικές οδηγίες, αλλά και πολιτιστικά ή αθλητικά γεγονότα επηρεάζουν την τουριστική ζήτηση σε διάφορες περιοχές του κόσμου.

3.2.4 Εποχιακότητα - Χειμερινός Ελληνικός Τουρισμός

3.2.4.1 Γενικά

Η δυνατότητα επιμήκυνσης του εποχικού προτύπου με αύξηση του ποσοστού των τουριστών όλο τον χρόνο δεν είναι δύσκολο να επιτευχθεί, αρκεί να δημιουργηθούν οι κατάλληλες υποδομές. Οι δυνατότητες μείωσης της εποχιακότητας με ενίσχυση της ενδιάμεσης περιόδου δεν παρέχει μεγάλες και αξιόπιστες δυνατότητες αλλά μπορεί να επιτευχθεί.

Η Ελλάδα έχει την δυνατότητα να αναπτύξει τον χειμερινό τουρισμό διότι διαθέτει τους πόρους και συνεπώς και τις βάσεις. Ωστόσο απουσιάζει ο προγραμματισμός και οι τουριστικές πολιτικές με αποτέλεσμα να έχει μερίδιο χειμερινού τουρισμού πολύ μικρό σε σχέση με άλλες χώρες. Η απόσταση από τις άλλες χώρες είναι τόσο μεγάλη, ώστε να προϋδεάζει για ύπαρξη μεγάλου περιθωρίου αύξησης του χειμερινού μεριδίου.

Σε σημαντικό ποσοστό, ο χειμερινός τουρισμός αποτελεί κατά κύριο λόγο βραχείας διάρκειας διακοπές συνεπώς, το κόστος διακίνησης παίζει σημαντικό ρόλο. Η απόσταση μεταξύ τόπου προέλευσης και τόπου προορισμού προσδιορίζει το μέσο μεταφοράς και, φυσικά, το κόστος διακίνησης γεγονός που εξηγεί σε μεγάλο βαθμό την υστέρηση του χειμερινού τουρισμού στην Ελλάδα. Είναι γεγονός ότι οι χώρες με υψηλά ποσοστά χειμερινού τουρισμού είναι προσβάσιμες οδικώς για βραχείας διάρκειας διακοπές με αποτέλεσμα η απόσταση και το κόστος διακίνησης, σε συνδυασμό με την διάρκεια διακοπών να αποτελούν σημαντικό ρόλο στο σχετικό μέγεθος του χειμερινού αλλοδαπού τουρισμού στην Ελλάδα.

3.2.4.2 Παράγοντες που επηρεάζουν την Τουριστική Εποχιακότητα

- Ο οργανωμένος μαζικός τουρισμός που διακινείται στους προορισμούς της Μεσογείου, έχει κατά κανόνα ως κίνητρο τον ήλιο, τη θάλασσα και την παραλία. Συνεπώς ο τουρίστας που έχει τέτοια κίνητρα προτιμά να ταξιδεύει τους μήνες εκείνους με τις ευνοϊκότερες κλιματολογικές συνθήκες, που του επιτρέπουν να απολαύσει τα στοιχεία της προτίμησής του.
- Η συρρίκνωση της τουριστικής κίνησης του Απριλίου δεν αποκλείεται να οφείλεται στην αλλαγή του κλίματος που παρατηρείται τα τελευταία χρόνια και εκδηλώνεται με συχνότερες βροχοπτώσεις και πτώση της θερμοκρασίας του αέρα και της θάλασσας.
- Η τουριστική προσφορά στους νησιώτικους και παράκτιους προορισμούς έχει δημιουργηθεί χωρικά και λειτουργικά κατά τέτοιο τρόπο και με προδιαγραφές που ανταποκρίνονται στις ανάγκες και τις επιθυμίες του τουρισμού των θερινών διακοπών.
- Παραλιακά ξενοδοχεία με υπαίθριες συμπληρωματικές λειτουργίες είναι η κυρίαρχη μορφή καταλύματος. Ελάχιστα ξενοδοχεία διαθέτουν εσωτερικούς χώρους και εγκαταστάσεις που έχουν την δυνατότητα να φιλοξενήσουν τους πελάτες τους όταν οι καιρικές συνθήκες δεν τους επιτρέπουν να απολαύσουν τον ήλιο και τη θάλασσα.

3.2.5 Επιμήκυνση της Τουριστικής Περιόδου

3.2.5.1 Γενικά

Η συρρίκνωση της τουριστικής δραστηριότητας δημιουργεί σοβαρά προβλήματα στους τουριστικούς προορισμούς καθώς και στις τουριστικές επιχειρήσεις, γεγονός που προβλημάτισε την Ευρωπαϊκή Ένωση, η οποία από το 1992 έχει θεσπίσει κοινοτικές δράσεις για τον χρονικό κατακερματισμό των διακοπών με σκοπό την επιμήκυνση της τουριστικής περιόδου και έχει λάβει μέτρα προσέλκυσης τουριστικής ζήτησης κατά τη χειμερινή περίοδο.

3.2.5.2 Προτάσεις Επιμήκυνσης της Τουριστικής Περιόδου και Ανάπτυξης του Χειμερινού Τουρισμού

Δημιουργία των αναγκαίων ειδικών τουριστικών υποδομών, όπως γηπέδων γκολφ, αθλητικών εγκαταστάσεων, κέντρων ψυχικής αποκατάστασης, υδροθεραπευτηρίων, συνεδριακών κέντρων, θεματικών πάρκων και πολιτιστικών και οικολογικών διαδρομών που θα υποστηρίξουν την ανάπτυξη των εναλλακτικών μορφών τουρισμού (συνεδριακού, αθλητικού, θεραπευτικού, οικοτουρισμού).

Παροχή οικονομικών και φορολογικών κινήτρων στις ξενοδοχειακές επιχειρήσεις για την αναβάθμιση τους και κυρίως για τη δημιουργία των αναγκαίων εγκαταστάσεων, που θα καλύπτουν τις ανάγκες και των εκτός αιχμής πελατών τους, όπως κλειστές θερμαινόμενες πισίνες, αίθουσες παιχνιδιών και χώρους πολλαπλών χρήσεων. Θα πρέπει να δοθούν κίνητρα για την ελάφρυνση του υψηλού λειτουργικού τους κόστους του χειμώνα ώστε να διατηρήσουν την ανταγωνιστικότητά τους.

Εξασφάλιση κινήτρων στους οργανωτές ταξιδιών, ανάλογων με εκείνα που προσφέρουν οι ανταγωνίστριες χώρες, ώστε να πεισθούν να επιμηκύνουν τα θερινά τους προγράμματα.

Οργάνωση πολιτιστικών, καλλιτεχνικών, αθλητικών εκδηλώσεων οι οποίες πρέπει να εξελιχθούν σε θεσμούς ώστε να περιληφθούν στα χειμερινά προγράμματα και να αποτελέσουν μέσα ψυχαγωγίας των επισκεπτών του χειμώνα.

3.3 Επισκόπηση Μεθοδολογιών και Συστημάτων Πρόβλεψης

3.3.1 Τεχνικές Προβλέψεων στον Τουρισμό

Η πρόβλεψη της τουριστικής ζήτησης έχει πραγματοποιήσει πολυάριθμες αλλαγές στην κατεύθυνσή της όσον αφορά τη μεθοδολογία τα τελευταία 20 χρόνια. Στην ιστορία αυτής της ανάπτυξης, οι μέθοδοι έχουν ποικιλοτρόπως αξιολογηθεί, συγκριθεί και χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικά περιεχόμενα. Κατά συνέπεια, είναι εξαιρετικά δύσκολο να ακολουθηθεί η μεθοδολογική ιστορία και να γίνει αντιληπτή η πρώτη γραμμή ή τα σημεία στα οποία είναι πιθανό να γίνουν βήματα έρευνας.

Πολλές επιστημονικές επισκοπήσεις της τουριστικής ζήτησης συχνά καταγράφουν διάφορες πιθανές μεθόδους πρόβλεψης. Στην πράξη όμως, το σύνολο των τεχνικών πρόβλεψης της τουριστικής ζήτησης είναι μάλλον περιορισμένο. Η πλειοψηφία των άρθρων που σχετίζονται με αυτήν, είναι **οικονομετρικές μελέτες**. Με τον όρο οικονομετρικές μέθοδοι, εννοούμε πως η μεταβλητή πρόβλεψης σχετίζεται με ένα σύνολο από καθοριστικούς παράγοντες. Άλλες ποσοτικές μέθοδοι που έχουν χρησιμοποιηθεί στην περίπτωση του τουρισμού περιλαμβάνουν χωρικά μοντέλα και μοντέλα χρονοσειρών. Οι μέθοδοι χρονοσειρών περιλαμβάνουν τις μεθόδους α) **Naïve 1** (no change), β) **Naïve 2** (constant growth), γ) **Εκθετική εξομάλυνση**, δ) **Univariate Box-Jenkins**, ε) **Αυτοπαλινδρόμηση** και στ) **Αποσύνθεση**.

Τα μοντέλα τουριστικής ζήτησης και οι μέθοδοι πρόβλεψης μπορεί να διαιρεθούν ευρέως σε 2 κατηγορίες: τις ποσοτικές και τις ποιοτικές μεθόδους. Στη μελέτη τους, οι **Song και Turner** (2006) κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η πλειοψηφία των δημοσιευμένων μελετών χρησιμοποίησε τις ποσοτικές μεθόδους για να προβλέψει τη ζήτηση τουρισμού. Η λογοτεχνία της ποσοτικής πρόβλεψης αποτελείται από 2 υποκατηγορίες μεθόδων: τις μη-αιτιοκρατικές χρονοσειρές και τις αιτιοκρατικές οικονομετρικές προσεγγίσεις. Η διαφορά μεταξύ τους είναι, εάν το μοντέλο πρόβλεψης προσδιορίζει οποιαδήποτε αιτιώδη σχέση μεταξύ της μεταβλητής ζήτησης τουρισμού και των παραγόντων που το επηρεάζουν.

3.3.2 Συγκρίσεις Ακρίβειας Προβλέψεων σε Τουριστικά Δεδομένα

3.3.2.1 Γενικά

Υπάρχει ένας επαρκής αριθμός μελετών που συγκρίνουν την ακρίβεια των διαφορετικών τεχνικών προβλέψεων, όταν εφαρμόζονται σε τουριστικά δεδομένα. Όμως, μέχρι πρόσφατα, υπήρχαν λίγες συγκριτικές μελέτες της ακρίβειας προβλέψεων, που εξετάζαν εξωτερικά δείγματα. Είναι φανερό πως πολύ μικρό μέρος των προβλέψεων πραγματοποιήθηκε ως τα τέλη της δεκαετίας του 1980, αλλά σημαντική εξέλιξη έχει σημειωθεί από τότε. Αυτό έρχεται σε αντίθεση με την γενικότερη τουριστική αρθρογραφία, όπου σημαντικές εμπειρικές συγκρίσεις προβλέψεων ήδη εμφανίστηκαν από τη δεκαετία του 1970, (Groff, 1973, Makridakis and Hibon, 1979) ακολουθούμενες από δημοσιεύσεις αποτελεσμάτων στις αρχές της δεκαετίας του 1980 (Makridakis, 1982).

3.3.2.2 Κατάταξη Μεθόδων Πρόβλεψης σε Δημοτικότητα: (αριθμός εμφανίσεων στις παρενθέσεις):

- Οικονομετρικές (13)
- Naive 1 (χωρίς αλλαγές) (10)
- Naive 2 (συνεχής αύξηση σε σχέση με προηγούμενες περιόδους) (8)
- Εκθετική εξομάλυνση (8)
- Ανάλυση τάσης-κύκλου (7)
- Univariate Box-Jenkins (5)
- Αυτοπαλινδρόμηση (4)
- Gompertz (4)
- Multivariate Box-Jenkins (1)
- Delphi (1)
- Κλασσική αποσύνθεση (1)
- Census X11 (1)
- Αρμονική εξομάλυνση (1)

Table Forecasting performance – MAPE – by forecasting method, origin country and forecasting horizon					
Forecasting horizon (years)	Forecasting method	Origin country			
		France	Germany	UK	USA
1	Naïve 1	9.06 (1)	5.80 (1)	12.73 (1)	11.94 (1)
	Naïve 2	12.76 (5)	10.55 (6)	15.73 (2)	14.10 (4)
	Autoregression	13.45 (7)	5.96 (2)	15.81 (3)	15.03 (5)
	Exponential smoothing	9.38 (2)	7.29 (3)	16.72 (4)	12.95 (3)
	Trend curve analysis	12.54 (4)	8.33 (4)	22.12 (6)	20.93 (7)
	Gompertz	13.41 (6)	9.07 (5)	24.12 (7)	16.48 (6)
	Econometrics	10.98 (3)	11.28 (7)	20.91 (5)	12.35 (2)
2	Naïve 1	10.08 (2)	7.59 (2)	18.24 (2)	19.43 (4)
	Naïve 2	22.13 (7)	20.77 (7)	29.42 (5)	17.34 (3)
	Autoregression	10.04 (1)	6.10 (1)	16.75 (1)	10.73 (1)
	Exponential smoothing	10.22 (3)	12.17 (4)	23.24 (3)	20.48 (5)
	Trend curve analysis	17.41 (6)	10.61 (3)	30.04 (6)	29.56 (7)
	Gompertz	15.46 (5)	13.03 (5)	30.45 (7)	21.19 (6)
	Econometrics	14.07 (4)	15.35 (6)	26.00 (4)	11.27 (2)
Notes: 1 Figures in parentheses denote rankings					
2 Cell numbers used in MAPE calculations:					
France, Germany one year ahead 18					
France, Germany two years ahead 12					
USA one year ahead 24					
USA two years ahead 18					
UK one year ahead 30					
UK two years ahead 24					
Source: Martin and Witt (1989).					

Πίνακας 3: Απόδοση πρόβλεψης με κριτήριο το MAPE

3.3.3 Εμπειρική Έρευνα σε Ποσοτικές Μεθόδους - Σύγκριση των Μεθόδων στην Πρόβλεψη Ζήτησης Τουρισμού

3.3.3.1 Αιτιοκρατικές Μέθοδοι

Η αιτιοκρατική προσέγγιση πολλαπλής παλινδρόμησης στην τουριστική ζήτηση περιλαμβάνει τη χρήση της ανάλυσης παλινδρόμησης για να εκτιμήσει την ποσοτική σχέση μεταξύ τουριστικής ζήτησης και αιτιών της. Η εκτίμηση διεξάγεται χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα και οι μελλοντικές αξίες της τουριστικής ζήτησης αποκτώνται χρησιμοποιώντας προβλέψεις της απαίτησης των επιμέρους αιτιών σε συνάρτηση με την εκτιμώμενη σχέση. Λαμβάνοντας υπόψη την υπάρχουσα αρθρογραφία που κάνει χρήση της πολλαπλής παλινδρόμησης για να εκτιμήσει την σχέση μεταξύ τουριστικής ζήτησης και των εξαρτημένων μεταβλητών της, μόνο τα μοντέλα που χρησιμοποιούν δεδομένα χρονοσειρών θεωρούνται κατάλληλα. Τα μοντέλα διασταύρωσης (cross-section) δεν καλύπτουν την πιθανότητα αλλαγών της

τάσης και κατά συνέπεια είναι απίθανο να παραμείνουν σταθερά σε σχέση με το χρόνο.

Μοντέλα Χρονοσειρών

Μοντέλα χρονοσειρών έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για τη ζήτηση τουρισμού προβλέποντας στις προηγούμενες 4 δεκαετίες, με κυριαρχία τα **ARIMAs** που προτείνονται από τις **Box-Jenkins (1970)**. Διαφορετικές εκδόσεις των μοντέλων ARIMA έχουν εφαρμοστεί πέρα από τα 2/3 των μελετών, μετά το 2000, που χρησιμοποίησαν τις χρονοσειρές ως τεχνικές πρόβλεψης. Ανάλογα με τη συχνότητα της χρονοσειράς, είτε τα απλά μοντέλα ARIMA είτε τα εποχιακά (**SARIMA**) θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν με τα τελευταία να έχουν μια αυξανόμενη δημοτικότητα κατά τη διάρκεια των τελευταίων ετών, δεδομένου ότι η εποχιακότητα είναι ένα κυρίαρχο χαρακτηριστικό γνώρισμα της βιομηχανίας τουρισμού και ότι οι υπεύθυνοι για τη λήψη αποφάσεων ενδιαφέρονται πάρα πολύ για την εποχιακή αλλαγή στη ζήτηση του τουρισμού. Όσον αφορά την απόδοση πρόβλεψης των μοντέλων ARIMA και SARIMA, οι εμπειρικές μελέτες παρουσιάζουν αντιφατικά στοιχεία.

Παραδείγματος χάριν, ο **Cho (2001)** έδειξε ότι το μοντέλο ARIMA ξεπέρασε 2 άλλα μοντέλα χρονοσειρών σε όλες τις περιπτώσεις. Οι **Goh και Law (2002)** πρότειναν ότι τα πρότυπα SARIMA ξεπέρασαν 8 άλλες μεθόδους χρονοσειρών ενώ η απόδοση του μη-εποχιακού (απλό) ARIMA ήταν πάνω από το μέσο όρο όλων των εξεταζόμενων μοντέλων πρόβλεψης. Εντούτοις, οι **Smeral και Wuger (2005)** διαπίστωσαν ότι το μοντέλο ARIMA ή SARIMA δεν θα μπορούσε να ξεπεράσει τη μέθοδο Naive 1.

Μια άλλη επέκταση της μεθόδου και εφαρμογής των χρονοσειρών στη ζήτηση τουρισμού είναι η εφαρμογή του μοντέλου **GARCH**. Τα μοντέλα GARCH έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στο οικονομικό πλαίσιο διαμόρφωσης για την έρευνα της αστάθειας των χρονοσειρών. Οι **Chan, Lim, και McAleer (2005)** εφάρμοσαν 3 πολυμεταβλητά μοντέλα GARCH για να εξετάσουν την αστάθεια της ζήτησης τουρισμού και τα αποτελέσματα των διάφορων κλονισμών στα μοντέλα τουριστικής ζήτησης. Διαπίστωσαν ότι η ζήτηση τουρισμού επηρεάστηκε από συμβατικές αποκλίσεις των μοντέλων. Εντούτοις, η απόδοση πρόβλεψης αυτών των πολυμεταβλητών μοντέλων GARCH δεν αξιολογήθηκε.

3.3.3.2 Οικονομετρικά Μοντέλα

Τουριστικές επισκέψεις μπορεί να λαμβάνουν χώρα για διάφορους λόγους: για διακοπές, επαγγελματικά ταξίδια, επισκέψεις σε φίλους και συγγενείς και θρησκευτικά προσκυνήματα. Η συντριπτική πλειοψηφία των μελετών της τουριστικής ζήτησης εξετάζει παράλληλα και τα συνολικά τουριστικά ταξίδια αλλά και τα ταξίδια αναψυχής. Μόνο ένα μικρό μέρος των ταξιδιών σχετίζεται με επαγγελματικό τουρισμό. Καθώς οι περισσότερες τουριστικές επισκέψεις λαμβάνουν χώρα για λόγους διακοπών, τα αίτια της ζήτησης συνολικών τουριστικών ταξιδιών συμπίπτουν στην πράξη με τα αίτια ταξιδιών αναψυχής στις εμπειρικές μεθόδους. Συζητώντας για τις εξαρτημένες μεταβλητές που είναι κατάλληλες για συναρτήσεις τουριστικής ζήτησης, η διεθνής αρθρογραφία επικεντρώνεται στις περισσότερο σχετικές με τον τουρισμό αναψυχής. Για παράδειγμα, παρόλο που το επίπεδο οικονομικής δραστηριότητας σε έναν προορισμό είναι πιθανό να επηρεάσει τη ζήτηση για επαγγελματικό τουρισμό, ο παράγοντας αυτός αγνοείται. Επιπλέον, όλα τα δεδομένα χρονοσειρών που βασίζονται σε εμπειρικές μεθόδους σχετίζονται με το διεθνή τουρισμό παρά με τον εσωτερικό. Κατά συνέπεια, παράγοντες όπως νομισματικές ισοτιμίες, κυβερνητικές πολιτικές ελέγχου των ισοτιμιών και διεθνή πολιτικά γεγονότα χρειάζεται να ενσωματωθούν στη συζήτηση.

Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα των οικονομετρικών προσεγγίσεων είναι η δυνατότητά τους να αναλύουν τις αιτιώδεις σχέσεις μεταξύ της εξαρτώμενης μεταβλητής ζήτησης του τουρισμού (και των επηρεάζοντας παραγόντων που την επηρεάζουν).

3.3.3.3 Άλλα Ποσοτικά Μοντέλα

Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων: Αυτά εξηγούνται με πλήρη σαφήνεια στο Κεφάλαιο 4.

Rough set προσέγγιση: Η rough set θεωρία εξετάζει την ταξινομητική ανάλυση της αβέβαιης ή ελλιπούς γνώσης δεδομένων με την ενσωμάτωση της κλασσικής καθορισμένης θεωρίας. Η rough set προσέγγιση είναι μια μέθοδος επαγωγής κανόνα απόφασης για να διαμορφώσει τις σχέσεις που υπάρχουν μεταξύ ενός συνόλου μικτών αριθμητικών και μη αριθμητικών μεταβλητών. Διαφορετική από τα κλασσικά πρότυπα οπισθοδρόμησης, η rough set προσέγγιση δίνει προσοχή στις κατηγορικές μεταβλητές

όπως τα δημογραφικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα και προβλέπει τα επίπεδα ζήτησης τουρισμού (αντί των ακριβών τιμών) σε σχέση με κάθε δημογραφική κατηγορία σύμφωνα με τις διαμορφωμένες σχέσεις μεταξύ αυτών των μεταβλητών. Επομένως, θεωρείται ως χρήσιμο συμπληρωματικό εργαλείο στα οικονομετρικά μοντέλα για την ανάλυση της απαίτησης τουρισμού.

Χρονοσειρές Fuzzy: Οι fuzzy χρονοσειρές έχουν ικανότητα στην ανάλυση μιας σύντομης χρονοσειράς με περιορισμένες παρατηρήσεις. Ομοίως, η **grey** θεωρία εστιάζει στην αβεβαιότητα του μοντέλου και στην ανεπάρκεια πληροφοριών. Τρία πρότυπα συμπεριλαμβανομένης της fuzzy χρονοσειράς, του grey μοντέλου και **1 Markov τροποποιημένου grey** μοντέλου αναπτύχθηκαν κάποια στιγμή για να διαμορφώσουν τις προβλεπόμενες αφίξεις τουριστών στην Ταϊβάν από το Χογκ Κονγκ, στη Γερμανία και τις ΗΠΑ χρησιμοποιώντας μόνο 12 ετήσια δεδομένα.

Γενετικοί Αλγόριθμοι (GAs): Οι GAs είναι προσαρμοστικοί ευρετικοί αλγόριθμοι αναζήτησης που προτάσσονται σε εξελικτικές ιδέες της φυσικών επιλογής και της γενετικής. Το GAs αναγνωρίζεται γενικά ως προσέγγιση βελτιστοποίησης. Οι πρόσφατες μελέτες κατέδειξαν ότι τα GAs είναι κατάλληλα για τις αλλαγές στη σύνθεση της ζήτησης τουρισμού. Η διανυσματική μηχανή υποστήριξης (**SVM**) είναι μια άλλη **τεχνική AI (artificial intelligence)** που μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην επίλυση της ταξινόμησης, της εκτίμησης και της μη γραμμικής παλινδρόμησης σε προβλήματα πρόβλεψης. Εμπειρικά στοιχεία έδειξαν ότι το SVM ήταν ανώτερο από τα πρότυπα ARIMA και SARIMA στην πρόβλεψη της ζήτησης τουρισμού. Οι ειδικοί πρότειναν ότι το προτεινόμενο μοντέλο πρέπει να επεκταθεί για να ενσωματώσει τις επεξηγηματικές μεταβλητές σε μελλοντικές μελέτες. Η απόδοση πρόβλεψής της έναντι των σύγχρονων οικονομετρικών μοντέλων θα άξιζε επίσης.

3.3.3.4 Συνδυασμοί Προβλέψεων

Ο κύριος στόχος του συνδυασμού μεθόδων σε μια διαδικασία πρόβλεψης είναι να ληφθούν πιο ακριβείς και σταθερές προβλέψεις μέσω του συνδυασμού των πλεονεκτημάτων των διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης. Διάφορες μέθοδοι συνδυασμού πρόβλεψης έχουν αναπτυχθεί και τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι ο συνδυασμός των προβλέψεων που παράγονται από τα διαφορετικά πρότυπα μπορεί να βελτιώσει αρκετά την απόδοση πρόβλεψης.

Η μέθοδος απλού μέσου όρου είναι μια απλή τεχνική συνδυασμού, η οποία ορίζει το ίδιο βάρος σε κάθε ξεχωριστή πρόβλεψη. Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι η μέθοδος απλού μέσου όρου μπορεί να παράγει αξιόπιστες προβλέψεις σε πολλές καταστάσεις. Οι **Makridakis και Winkler** (1983) εφάρμοσαν αυτή τη μέθοδο και διαπίστωσαν ότι η μέση ακρίβεια βελτιώνεται καθώς ο αριθμός συνδυασμένων μεθόδων αυξάνεται. Επίσης ότι ο συνδυασμός των προβλέψεων μπορεί να μειώσει το λάθος πρόβλεψης.

Υπάρχουν επίσης πολλές δημοσιευμένες μελέτες για τις σταθμισμένες μεθόδους συνδυασμού. Αυτές οι μέθοδοι υπολογίζουν τα βάρη βασισμένα στην προηγούμενη απόδοση κάθε ενιαίου μοντέλου πρόβλεψης. Μεταξύ τους, η μέθοδος διακύμανσης - συνδιακύμανσης εισήχθη σε αρχικό στάδιο. Σε αυτήν την μέθοδο τα βάρη καθορίζονται από μια μήτρα συνδιακύμανσης στην οποία η ακρίβεια των ενιαίων προβλέψεων ενσωματώνεται στις διακυμάνσεις ενώ η εξάρτηση μεταξύ των ενιαίων προβλέψεων ερμηνεύεται από τη συνδιακύμανση.

Αν και οι δημοσιεύσεις στη βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης που χρησιμοποιεί τις διάφορες μεθόδους συνδυασμού είναι πολυάριθμες, λίγη προσπάθεια έχει καταβληθεί στο να εξερευνηθεί γιατί και τότε οι τεχνικές συνδυασμού πρόβλεψης μπορούν να βελτιώσουν την ακρίβεια της πρόβλεψης. Οι συνδυασμοί αποδίδουν συνήθως καλά όταν κάθε πρόβλεψη είναι βασισμένη σε διαφορετικές πληροφορίες.

3.3.3.5 Γενικά Συμπεράσματα

Αν και τα διάφορα μοντέλα παρουσίασαν μερικούς βαθμούς σχετικής ακρίβειας πρόβλεψης κάτω από συγκεκριμένες καταστάσεις, καμία απλή μέθοδος δεν θα μπορούσε να ξεπεράσει όλες τις άλλες περιπτώσεις. Σε ένα διαγωνισμό πρόβλεψης όπου εμφανίστηκαν σύγχρονες οικονομετρικές προσεγγίσεις και χρησιμοποιήθηκαν ετήσια δεδομένα, τα μοντέλα χρονοσειρών συνήθως δεν παρουσίασαν τα πλεονέκτημά τους και αυτό μπορεί να οφείλεται στο γεγονός ότι τα μοντέλα χρονοσειρών όπως τα SARIMA είναι χρήσιμα κυρίως για υψηλότερης συχνότητας δεδομένα παρά για ετήσια δεδομένα. Τελικά, η **απόδοση πρόβλεψης** αξιολογείται συνήθως από τα μη στατιστικά μέτρα όπως το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (**MAPE**) και το **RSPE**. Χωρίς την υποστήριξη της στατιστικής δοκιμής, θα ήταν δύσκολο να βεβαιωθεί εάν ένα μοντέλο είναι σημαντικά καλύτερο από άλλα στην πρόβλεψη.

Όπως διάφορες μελέτες διαπίστωσαν, **μερικοί παράγοντες** όπως η συχνότητα δεδομένων, τα ζευγάρια προέλευσης-προορισμού, ο ορίζοντας πρόβλεψης, ο αριθμός ανταγωνιστικών μοντέλων που περιλαμβάνονται στην άσκηση πρόβλεψης, και οι μεταβλητές που πρόκειται να προβλεφθούν, **επηρεάζουν τη σχετική απόδοση** πρόβλεψης ενός μοντέλου. Οι πρόσφατες εμπειρικές έρευνες έδειξαν ότι δεν υπάρχει κανένας αποκλειστικός νικητής στους διαγωνισμούς πρόβλεψης της ζήτησης τουρισμού. Μερικοί ερευνητές έχουν προσπαθήσει να συνδυάσουν τις προβλέψεις που παράγονται από τα διαφορετικά μοντέλα προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια πρόβλεψης. Η γενική λογοτεχνία πρόβλεψης προτείνει ότι ο συνδυασμός πρόβλεψης μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια πρόβλεψης (Armstrong, 2001).

Η **εποχιακότητα** είναι ένα ξεχωριστό χαρακτηριστικό της ζήτησης τουρισμού και δεν μπορεί να αγνοηθεί στη διαδικασία μοντελοποίησης όταν χρησιμοποιούνται μηνιαία ή 3μηνιαία δεδομένα. Το πως να χειριστεί κανείς τις εποχιακές διακυμάνσεις του τουρισμού είναι πάντα ένα σημαντικό και σύνθετο ζήτημα στην ανάλυση ζήτησης τουρισμού. Γενικά η εποχιακότητα αντιμετωπίζεται είτε ως αιτιοκρατικό συστατικό είτε ως πιθανολογικό στη χρονοσειρά. Εάν η εποχιακότητα θεωρείται ως πιθανολογική, η χρονοσειρά πρέπει να είναι εποχιακή.

Οι πιο πρόσφατες εξελίξεις στις τεχνικές ποσοτικών προβλέψεων συνοψίζονται σε **3 κυρίως κατηγορίες**: τις Χρονοσειρές, τις Οικονομετρικές προσεγγίσεις και άλλες αναδυόμενες μεθόδους όπως τις τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης. Αν και οι πρόσφατες μελέτες δείχνουν ότι οι νεότερες και πιο προηγμένες τεχνικές πρόβλεψης τείνουν να οδηγήσουν σε βελτιωμένη ακρίβεια πρόβλεψης κάτω από ορισμένες συνθήκες, κανένα στοιχείο δεν δείχνει ότι οποιοδήποτε μοντέλο μπορεί με συνέπεια να είναι καλύτερο από τα άλλα σε ένα διαγωνισμό πρόβλεψης.

4. Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων (Neural Networks) – Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence)

4.1 Γενικά Στοιχεία

4.1.1 Γνωστικό Πεδίο

Τα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ.)** ανήκουν στο γνωστικό πεδίο της Υπολογιστικής Νοημοσύνης και η χρήση τους έγκειται στην επίλυση προβλημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης μέσω αριθμητικών μοντέλων. Παλιότερα, οι υπολογισμοί στον προγραμματισμό ήταν ακολουθιακοί αλγόριθμοι. Με την εξέλιξη όμως της τεχνητής νοημοσύνης, έγιναν βήματα στην προσομοίωση της διαδικασίας υπολογισμών του ανθρώπινου εγκεφάλου.

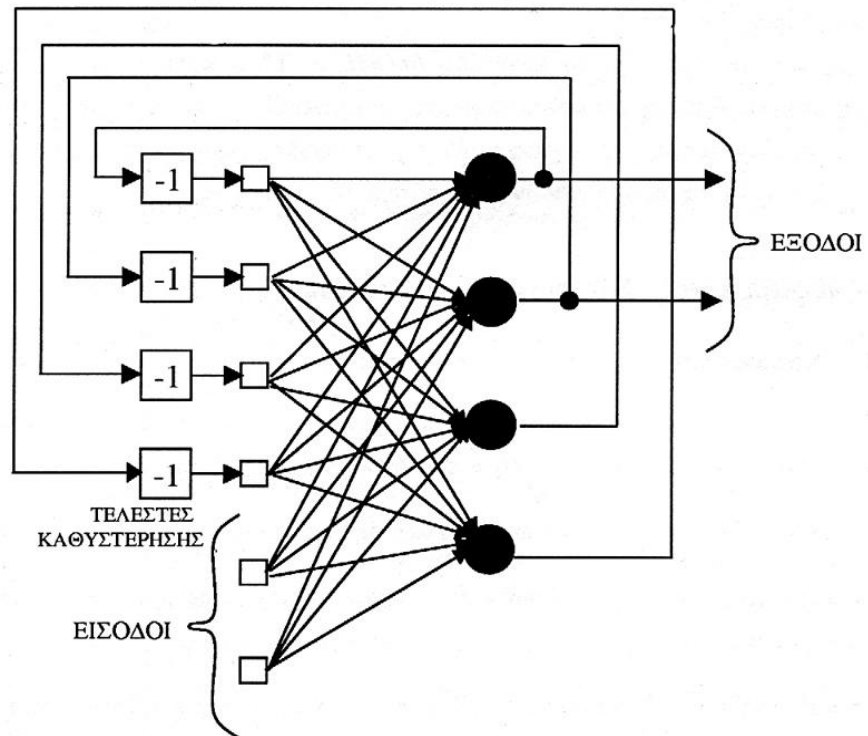
Οι υπολογισμοί αυτοί:

1. Είναι κατανεμημένοι και εκτελούνται παράλληλα.
2. Δεν περιέχουν όλη την πληροφορία για την άρτια λειτουργία του προγράμματος, αλλά η μάθηση είναι που παρέχει αυτή τη δυνατότητα.

4.1.2 Ορισμός

Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο είναι μια αρχιτεκτονική δομή αποτελούμενη από έναν αριθμό τεχνητών νευρώνων. Κάθε **νευρώνας** χαρακτηρίζεται από εισόδους και υλοποιεί έναν απλό υπολογισμό. Κάθε σύνδεση μεταξύ 2 κόμβων χαρακτηρίζεται από μια τιμή βάρους. Οι τιμές των βαρών των 2 συνδέσεων αποτελούν την αποθηκευμένη γνώση στο δίκτυο και καθορίζουν πλήρως την λειτουργικότητά του. Η έξοδος κάθε νευρώνα καθορίζεται από τον α) τύπο του, β) τη διασύνδεσή του με τους υπόλοιπους και γ) κάποιες πιθανές εξωτερικές του εισόδους.

Παρακάτω φαίνεται ενδεικτικά ένα επαναληπτικό Τ.Ν.Δ με 1 κρυμμένο επίπεδο:



Εικόνα 4: Επαναληπτικό Τ.Ν.Δ με 1 κρυμμένο επίπεδο

4.2 Βιολογικοί - Τεχνητοί Νευρώνες

4.2.1 Ομοιότητες Νευρώνων-Ανθρώπινου Εγκεφάλου

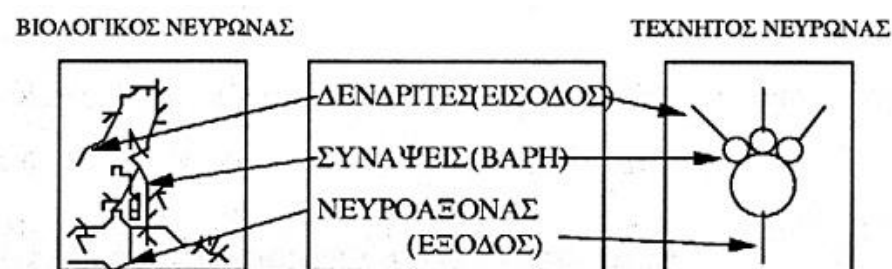
Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα προήλθαν από την προσπάθεια μίμησης του ανθρώπινου εγκεφάλου. Οι **ομοιότητες** είναι:

1. Ο εγκέφαλος έχει ιδιότητες όπως προσαρμοστικότητα, ικανότητα αναγνώρισης από τα συμφραζόμενα, ανοχή στα λάθη, μεγάλη χωρητικότητα μνήμης και ικανότητα επεξεργασίας πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο. Αυτές οι ιδιότητες προκύπτουν κυρίως από την τοπολογία του εγκεφάλου.
2. Ο εγκέφαλος αποτελείται από νευρικά κύτταρα συνδεδεμένα μεταξύ τους, τους νευρώνες. Τα κύτταρα αυτά κάνουν συνάψεις με άλλους γειτονικούς νευρώνες. Κάθε νευρώνας εκτελεί απλούς ακολουθιακούς υπολογισμούς στα σήματα που δέχεται από τους άλλους νευρώνες. Τα φιλτράρει, τα ενισχύει κατάλληλα και παράγει τελικά 1 σήμα εξόδου το οποίο μεταδίδεται μέσω των συνδέσεών του στους άλλους νευρώνες. Η επίδραση 1 σήματος σε 1 νευρώνα μπορεί να είναι θετική ή αρνητική. Αυτή η απλή διεργασία εκτελείται παράλληλα σε κάθε νευρώνα, δημιουργώντας ένα πανίσχυρο μοντέλο.

4.2.2 Είσοδοι-Βάρη

4.2.2.1 Θεωρητικά

Σε πλήρη αντιστοιχία με το βιολογικό αυτό μοντέλο, ο τεχνητός νευρώνας αποτελείται από εισόδους που εφαρμόζονται με κάποια βάρη και από εξόδους. Το παρακάτω σχήμα περιγράφει την ακόλουθη αντιστοιχία:



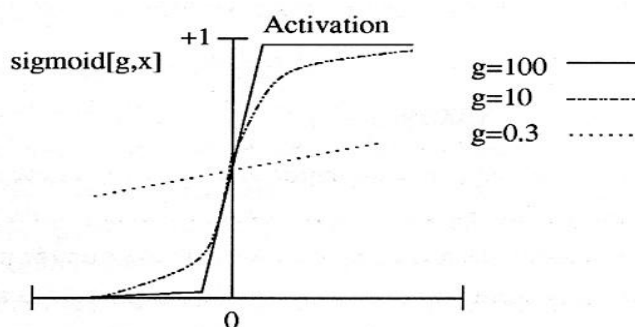
Εικόνα 5: Αντιστοιχία βιολογικού-τεχνητού νευρώνα

Έστω τεχνητός νευρώνας d με συνδέσεις εισόδου $x_1, \dots, x_d$, και αντίστοιχες τιμές βαρών $w_1, \dots, w_d$. Ο υπολογισμός που εκτελεί ένας τέτοιος νευρώνας χωρίζεται σε 2 στάδια: α) υπολογισμός της ενεργοποίησης $u = \sum w_i x_i + \theta$, όπου θ : η πόλωση του νευρώνα και β) υπολογισμός της εξόδου του νευρώνα περνώντας την ενεργοποίηση u μέσα από μια συνάρτηση ενεργοποίησης $f: y=f(u)$. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι **μη γραμμική** (εισαγάγει τη μη γραμμικότητα στο νευρώνα) και τις περισσότερες περιπτώσεις **Σιγμοειδής**. Βασικοί τύποι Σιγμοειδών συναρτήσεων είναι η λογιστική συνάρτηση και η υπερβολική εφαπτομένη. Η **λογιστική** συνάρτηση έχει πεδίο τιμών από 0 έως +1, ενώ η **υπερβολική** εφαπτομένη από -1 έως +1.

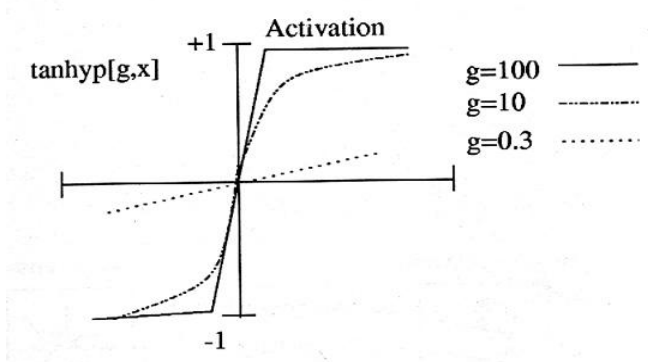
4.2.2.2 Λογιστική – Υπερβολική Συνάρτηση

Παρακάτω φαίνονται ενδεικτικά σχήματα της λογιστικής και της υπερβολικής συνάρτησης:

Εικόνα 6: Λογιστική συνάρτηση $f(u) = 1/(1 + \exp(-gu))$



Εικόνα 7: Υπερβολική Εφαπτομένη $f(u) = \tanh(gu)$



4.2.3 Βασικές Ικανότητες του Ανθρωπίνου Εγκεφάλου

Αυτές οφείλονται στις πολλές μονάδες επεξεργασίας (νευρώνες) και στην πολυπλοκότητα των μεταξὺ τους διασυνδέσεων και είναι οι ακόλουθες:

1. Αποθήκευση εμπειριών όπως η κατηγοριοποίηση ή η συσχέτιση των δεδομένων εισόδου. Ακολουθώς η αυτοοργάνωση των εμπειριών αυτών.
2. Απόκριση σε νέες εμπειρίες μέσω της συσχέτισής τους με τις αποθηκευμένες.
3. Εκτέλεση προβλέψεων για νέες καταστάσεις σύμφωνα με τις αποθηκευμένες εμπειρίες. Ικανότητα γενίκευσης.
4. Ανοχή στην παραμόρφωση, διαταραχή ή ατέλεια των δεδομένων εισόδου.
5. Ανοχή στις βλάβες. Ακόμα και η απώλεια μερικών νευρώνων αντιμετωπίζεται με κατάλληλη προσαρμογή αυτών που μένουν και πρόσθετη εκπαίδευση.
6. Ο εγκέφαλος έχει διαθέσιμους νευρώνες, πιθανόν αχρησιμοποίητους και έτοιμους προς χρήση. Άρα έχει τη δυνατότητα διαρκώς να μαθαίνει.
7. Η εξέταση του εγκεφάλου δεν παρέχει αρκετές πληροφορίες για την λειτουργία του. Υπάρχει μία σχετική αδιαφάνεια στην λειτουργία του.

4.3 Εφαρμογές των Νευρωνικών Δικτύων

4.3.1 Γενικά

Τα Τ.Ν.Δ. καθιστώνται ως αιχμή του δόρατος στις **εφαρμογές** Τεχνητής Νοημοσύνης και εξομοίωσης της Ανθρώπινης Συμπεριφοράς όπως: Επεξεργασία εικόνας-σήματος, Μηχανική Όραση, Αναγνώριση Προτύπων, Ιατρικές Εφαρμογές, Αμυντικά Συστήματα, Εφαρμογές Οικονομίας, Έμπειρα Συστήματα, Πρόβλεψη Χρονοσειρών, Επικοινωνία Ανθρώπου-Υπολογιστή.

Στην πράξη, φαίνεται ότι αν και πολλές οργανώσεις έχουν εκφράσει **ενδιαφέρον** για την εφαρμογή της νευρωνικής τεχνολογίας δικτύων, λίγες την έχουν εφαρμόσει πραγματικά επιτυχώς. Αυτές που είναι επιτυχείς έχουν ξοδέψει σημαντικά ποσά σε πειράματα συντονίζοντας τα νευρωνικά δίκτυα για τις ιδιαίτερες απαιτήσεις τους όπως αποδεικνύεται από τα πολλά εμπορικά νευρωνικά πακέτα λογισμικού δικτύων που αναπτύσσονται αρχικά ως εσωτερικά και ιδιόκτητα προγράμματα.

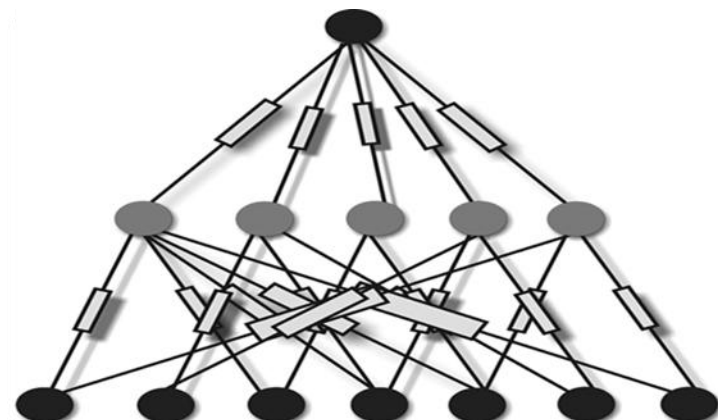
Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν **επικριθεί** για τη διαδεδομένη και επιτυχή εφαρμογή τους, κυρίως λόγω των **υπερβολικών χρόνων** δοκιμών, της **δυσκολίας** τους στη λήψη και αργότερα στην αντιγραφή μιας σταθερής λύσης, του κινδύνου του **‘overfitting’**, του **δυσνόητου λογισμικού** τους και του **μεγάλου αριθμού παραμέτρων** που πρέπει να επιλεχτούν πειραματικά για να παράγουν μια καλή πρόβλεψη.

4.3.2 Νευρωνικό Δίκτυο για την Κριτική και Στατιστική Πρόβλεψη

Σκοπός μας είναι να κατασκευάσουμε 1 Νευρωνικό Δίκτυο που θα μπορεί να προβλέπει την επίδραση ενός ή συνδυασμού κριτικών γεγονότων που θα συμβούν στο μέλλον. Το μοντέλο αυτό θα πρέπει:

1. Να επιλεγεί κατάλληλα την αρχιτεκτονική του.
2. Να επιλέγει τα Σετ Εκπαίδευσής του και να καθορίζει τους χρόνους εκπαίδευσης.
3. Να εκπαιδευτεί κατάλληλα.
4. Με δοσμένα μελλοντικά κριτικά γεγονότα, να κάνει πρόβλεψη για την επίδρασή τους στην Τάση.

Ένα χαρακτηριστικό Νευρωνικό Δίκτυο με 1 κρυμμένο επίπεδο (1 hidden layer) και 1 έξοδο (output) είναι το παρακάτω:

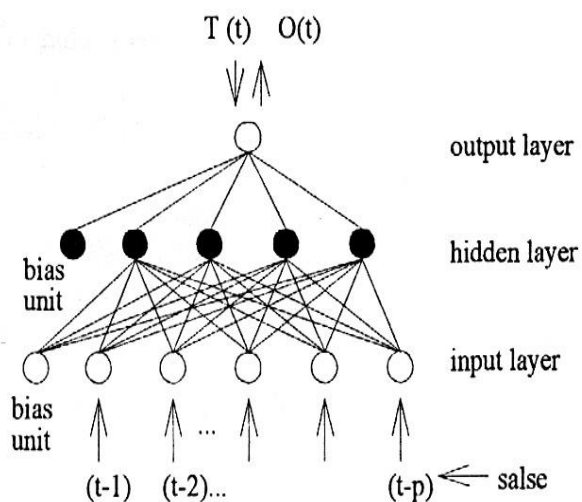


Εικόνα 8: Νευρωνικό Δίκτυο με 1 κρυμμένο επίπεδο και 1 έξοδο

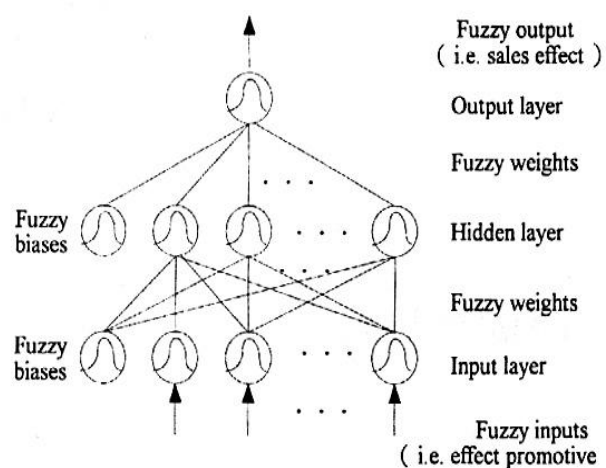
4.3.3 Τεχνητά-Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα

4.3.3.1 Διαφορές T.N.Δ-A.N.Δ

Οι διαφορές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (T.N.Δ.) και Ασαφών Νευρωνικών Δικτύων (A.N.Δ.) φαίνονται στα παρακάτω σχήματα:



Εικόνα 9: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο



Εικόνα 10: Ασαφές Νευρωνικό Δίκτυο

4.4 Βήματα στο Σχεδιασμό ενός Νευρωνικού Δικτύου Πρόβλεψης

4.4.1 Αρχικά Στοιχεία

Μια μέθοδος για το σχεδιασμό ενός προτύπου Νευρωνικού Δικτύου Πρόβλεψης σε ευδιάκριτα βήματα φαίνεται παρακάτω. Η μεθοδολογία αποτελείται κυρίως από 8 ξεχωριστές διαδικασίες:

Βήμα 1: Επιλογή μεταβλητών.

Βήμα 2: Συλλογή δεδομένων.

Βήμα 3: Προεπεξεργασία δεδομένων.

Βήμα 4 : Σετ (Sets) Κατάρτισης-Εκπαίδευσης (training), Δοκιμής (testing), και Επικύρωσης (validation).

Βήμα 5: Παραδείγματα Νευρωνικών Δικτύων σύμφωνα με τα εξής:

- Αριθμός κρυφών στρωμάτων.
- Αριθμός κρυφών νευρώνων.
- Αριθμός νευρώνων εξόδου.
- Συναρτήσεις μεταφοράς.

Βήμα 6: Αξιολόγηση κριτηρίων.

Βήμα 7: Τελική προσομοίωση Νευρωνικών Δικτύων.

Βήμα 8: Εφαρμογή.

- Η διαδικασία δεν είναι συνήθως μονόδρομη, αλλά μπορεί να απαιτήσει και ενδιάμεσα βήματα μεταξύ της εφαρμογής training και της επιλογής των μεταβλητών.

4.4.2 Ανάλυση Βημάτων

4.4.2.1 Επιλογή Μεταβλητών

Η **επιτυχία** στο σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου εξαρτάται από τη σαφή κατανόηση του προβλήματος. Η γνώση ποιών μεταβλητών εισόδου είναι αναγκαίων στην αγορά που προβλέπεται είναι σημαντική, αλλά συγχρόνως και πολύ δύσκολη. Ένα νευρωνικό δίκτυο έχει τη δυνατότητα να ανιχνεύει τις σύνθετες και μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ πολλών διαφορετικών μεταβλητών.

Η **απλούστερη** μέθοδος νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιεί τις αρχικές τιμές της εξαρτώμενης μεταβλητής ή της πρώτης διαφοράς ως είσοδο. Μια δημοφιλέστερη προσέγγιση είναι να υπολογιστούν οι διάφοροι τεχνικοί δείκτες που είναι βασισμένοι μόνο στις προηγούμενες τιμές της αγοράς που προβλέπεται.

Η **συχνότητα - περιοδικότητα** των δεδομένων εξαρτάται από τους στόχους του ερευνητή. Υπάρχουν για παράδειγμα τα ημερήσια, τα εβδομαδιαία, τα μηνιαία, τα 3μηνιαία και τα ετήσια δεδομένα. Κάποιος που θέλει να κάνει βραχυπρόθεσμες προβλέψεις θα χρησιμοποιούσε σίγουρα ημερήσια ή εβδομαδιαία δεδομένα. Αντίθετα ένας οικονομολόγος που προβλέπει το ΑΕΠ, την ανεργία, ή άλλους ευρείς οικονομικούς δείκτες θα χρησιμοποιούσε πιθανώς τα μηνιαία ή 3μηνιαία στοιχεία.

4.4.2.2 Συλλογή Δεδομένων

Ο ερευνητής πρέπει να εξετάσει το **κόστος** και τη **διαθεσιμότητα** κατά τη συλλογή των δεδομένων, έχοντας τις επιλεγμένες μεταβλητές του προηγούμενου βήματος. Τα τεχνικά δεδομένα είναι εύκολα διαθέσιμα από πολλούς προμηθευτές με λογικό κόστος ενώ οι βασικές πληροφορίες είναι δυσκολότερο να αποκτηθούν. Ο χρόνος που ξοδεύεται κατά τη συλλογή των στοιχείων δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την προεπεξεργασία, δοκιμή και αξιολόγηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων. Ο προμηθευτής πρέπει να έχει τη φήμη της παροχής υψηλής ποιότητας στοιχείων. Εντούτοις, όλα τα στοιχεία πρέπει να ελέγχονται καθημερινά για τυχόν λάθη, αποκλίσεις ή ακόμα και για τυχόν απώλεια των παρατηρήσεων.

Οι παρατηρήσεις που λείπουν, ένα συχνό φαινόμενο, μπορούν να αντικατασταθούν με διάφορους τρόπους. Ένας τρόπος είναι να απορριφθούν όλες ή να υποτεθεί ότι παραμένουν το ίδιο με την παρεμβολή ή τον υπολογισμό του μέσου όρου

από τις κοντινές τιμές. Ένας ακόμα συνήθης τρόπος είναι η κωδικοποίηση ενός νευρώνα εισόδου ως 1 αν αφορά **missing value**, ή αντιθέτως ως 0.

4.4.2.3 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Η προεπεξεργασία στοιχείων αναφέρεται στην ανάλυση και το μετασχηματισμό των μεταβλητών εισόδου και εξόδου για να ελαχιστοποιήσει το θόρυβο, να δώσει έμφαση στις σημαντικές σχέσεις, να ανιχνεύσει τις τάσεις, και να εξομαλύνει τη διανομή της μεταβλητής για να βοηθήσει το νευρωνικό δίκτυο στην εκμάθηση αυτών.

Η αντιπροσώπευση των δεδομένων είναι κρίσιμη στο σχεδιασμό ενός επιτυχούς δικτύου. Οι μεταβλητές εισόδου και εξόδου για τις οποίες τα δεδομένα συλλέχθηκαν τροφοδοτούνται σπάνια στο δίκτυο με ακατέργαστη μορφή. Τα ακατέργαστα δεδομένα πρέπει τουλάχιστον να κλιμακωθούν μεταξύ των ανώτερων και κατώτερων ορίων των συναρτήσεων μεταφοράς (συνήθως μεταξύ 0...1 ή μεταξύ -1...1).

Δύο από τους πιο κοινούς μετασχηματισμούς δεδομένων στην παραδοσιακή και στην πρόβλεψη με νευρωνικά δίκτυα είναι η χρησιμοποίηση των διαφορών μεταξύ των διαφορετικών τιμών που παίρνουν οι μεταβλητές. Αυτό έχει σαν στόχο την εξάλειψη της γραμμικής **τάσης** από τα δεδομένα. Ο **λογαριθμικός μετασχηματισμός** είναι χρήσιμος για δεδομένα που μπορούν να πάρουν και μικρές και μεγάλες τιμές και χαρακτηρίζεται από μια εκτεταμένη δεξιά διανομή ουρών.

Ένας άλλος δημοφιλής μετασχηματισμός δεδομένων είναι να χρησιμοποιηθούν οι **αναλογίες των μεταβλητών εισόδου**. Οι αναλογίες δίνουν έμφαση σε σημαντικές σχέσεις ενώ συγχρόνως συντηρούν τους βαθμούς ελευθερίας επειδή λιγότεροι νευρώνες εισόδου απαιτούνται για να κωδικοποιήσουν τις ανεξάρτητες μεταβλητές.

Η **εξομάλυνση των δεδομένων εισόδου και εξόδου**, με τη χρησιμοποίηση είτε της απλής είτε της εκθετικής εξομάλυνσης, υιοθετείται συχνά. Η δειγματοληψία ή το φιλτράρισμα των δεδομένων αναφέρονται στην αφαίρεση κάποιων παρατηρήσεων από τα training και test sets για να δημιουργήσουν μια πιο ομοιόμορφη διανομή. Ο τύπος φιλτραρίσματος που χρησιμοποιείται πρέπει να είναι σύμφωνος με τους στόχους του ερευνητή. Το δίκτυο ελαχιστοποιεί το ποσό των τετραγωνικών σφαλμάτων σε όλες τις μεθόδους δοκιμής. Ο ερευνητής πρέπει να είναι ξεκάθαρος, στο τι ακριβώς, το νευρωνικό δίκτυο υποτίθεται να μάθει. Στην πράξη, η προεπεξεργασία δεδομένων περιλαμβάνει πολλές δοκιμές και σφάλματα.

4.4.2.4 Σετ Εκπαίδευσης, Δοκιμής και Επικύρωσης

Είναι τα γνωστά μας **training**, **testing** και **validation sets**. Η κοινή πρακτική είναι να διαιρεθούν τα δεδομένα στα παραπάνω αρχικά 3 σύνολα. Το training set είναι το μεγαλύτερο σύνολο και χρησιμοποιείται από το νευρωνικό δίκτυο για να μάθει τη μορφή που έχουν τα δεδομένα. Συνήθως αποτελεί το 60-80% του συνόλου των δεδομένων. Το testing set, που κυμαίνεται στο μέγεθος από 10-30% του συνόλου κατάρτισης, χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει τη δυνατότητα γενίκευσης ενός υποθετικά εκπαιδευμένου δικτύου. Ο ερευνητής θα επέλεγε το δίκτυο που αποδίδει καλύτερα στο test set. Ένας τελικός έλεγχος στην απόδοση του εκπαιδευμένου δικτύου γίνεται χρησιμοποιώντας το validation set, που συνήθως είναι 10% του συνόλου. Το σύνολο επικύρωσης πρέπει να αποτελείται από τις πιο πρόσφατες παρακείμενες παρατηρήσεις.

Το testing set μπορεί είτε να επιλεγεί τυχαία από το training set είτε να αποτελείται από ένα σύνολο παρατηρήσεων αμέσως μετά από το training set. Το πλεονέκτημα της τυχαίας επιλογής είναι ότι αποφεύγεται ο κίνδυνος του να χαρακτηριστεί το testing set από ένα μόνο είδος των δεδομένων. Αντιθέτως το πλεονέκτημα της 2ης μεθόδου είναι ότι το testing set θα αφορά τις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις που μπορούν να είναι σημαντικότερες από τα παλαιότερα δεδομένα.

Συνιστάται, τα **training** και **testing sets** να κλιμακοποιούνται μαζί, δεδομένου ότι ο σκοπός του **testing set** είναι να καθορίσει τη δυνατότητα του δικτύου να γενικεύσει. Εντούτοις, με κανένα τρόπο, δε θα έπρεπε το **validation set** να κλιμακοποιείται μαζί με είτε το **training** είτε με το **testing set** δεδομένου ότι αυτό προκαταλαμβάνει την ακεραιότητα του validation που τίθεται ως τελικός και ανεξάρτητος έλεγχος στο νευρωνικό δίκτυο. Στην πραγματικότητα, ο ερευνητής δεν μπορεί με κανέναν τρόπο να γνωρίζει την ακριβή σειρά των μελλοντικών τιμών, αλλά να κάνει μόνο μια λογική εκτίμηση στη σειρά των **training** και **testing sets**.

4.4.2.5 Παραδείγματα Νευρωνικών Δικτύων

4.4.2.5.1 Γενικά

Υπάρχει ένας άπειρος αριθμός τρόπων να **κατασκευαστεί** ένα Νευρωνικό Δίκτυο. Η αρχιτεκτονική καθορίζει το είδος του νευρωνικού δικτύου. Οι ιδιότητες κάθε μεμονωμένου νευρώνα, η λειτουργία μεταφοράς του και το πώς οι είσοδοι

συνδυάζονται είναι σημαντικοί παράγοντες, εκτός από την αρχιτεκτονική. Η αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου καθορίζει τη δομή του, συμπεριλαμβανομένου του αριθμού των νευρώνων σε κάθε στρώμα και του αριθμού και του τύπου των διασυνδέσεων.

Ο αριθμός νευρώνων εισόδου είναι μια από τις ευκολότερες παραμέτρους να επιλέγουν αφού προεπεξεργαστούν οι ανεξάρτητες μεταβλητές, επειδή κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή αντιπροσωπεύεται από το νευρώνα εισόδου της. Παρακάτω θα εξετάσουμε την επιλογή του αριθμού των κρυφών στρωμάτων, των κρυφών νευρώνων κάθε στρώματος, των νευρώνων εξόδου και των λειτουργιών μεταφοράς.

4.4.2.5.2 Αριθμός Κρυφών Στρωμάτων

Τα κρυφά στρώματα παρέχουν στο δίκτυο, τη δυνατότητα να γενικεύσει. Ένα νευρωνικό δίκτυο με 1 κρυφό στρώμα και με ικανοποιητικό αριθμό κρυφών νευρώνων είναι σε θέση να προσεγγίζει οποιαδήποτε λειτουργία. Στην πράξη, τα νευρωνικά δίκτυα με 1 και περιστασιακά 2 κρυφά στρώματα χρησιμοποιούνται ευρέως και έχουν αποδώσει πολύ καλά. Η αύξηση του αριθμού των κρυφών στρωμάτων αυξάνει επίσης το χρόνο υπολογισμού και τον κίνδυνο ‘**overfitting**’ που οδηγεί στην κακή απόδοση πρόβλεψης. Το overfitting που είναι αποφευκτέο, εμφανίζεται όταν ένα μοντέλο πρόβλεψης έχει πολύ λίγους βαθμούς ελευθερίας. Με άλλα λόγια, όταν έχει σχετικά λίγες παρατηρήσεις σε σχέση με τις παραμέτρους του και επομένως είναι σε θέση να απομνημονεύσει τα μεμονωμένα σημεία παρά να μάθει τη γενική μορφή.

Στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων, ο αριθμός των βαρών, που συνδέεται άμεσα με τον αριθμό των κρυφών στρωμάτων και νευρώνων καθώς και το μέγεθος του training set, καθορίζουν την πιθανότητα του overfitting. Όσο μεγαλύτερος ο αριθμός των βαρών σχετικών με το μέγεθος του training set, τόσο μεγαλύτερη είναι η δυνατότητα του δικτύου να απομνημονεύσει την ιδιοσυγκρασία των μεμονωμένων παρατηρήσεων. Αυτό έχει ως συνέπεια, η γενίκευση για το validation set να χάνεται και το μοντέλο να μη συμβάλλει σημαντικά σε μια πραγματική πρόβλεψη.

Επομένως, συνιστάται όλα τα νευρωνικά δίκτυα να αρχίζουν με 1 ή το πολύ 2 κρυφά στρώματα. Εάν 1 νευρωνικό δίκτυο 4 στρωμάτων (με 2 κρυφά στρώματα) αποδειχτεί ανεπαρκές αφού έχει εξετάσει πολλαπλούς κρυφούς νευρώνες χρησιμοποιώντας έναν λογικό αριθμό τυχαία επιλεγμένων αρχικών βαρών, κατόπιν ο

ερευνητής πρέπει να τροποποιήσει μερικές φορές τις μεταβλητές εισόδου πριν προσθέσει ένα 3ο κρυφό στρώμα. Σύμφωνα με τη θεωρία και όλη την εμπειρική εργασία έως σήμερα, τα δίκτυα με περισσότερα από 4 στρώματα δε βελτιώνουν τα αποτελέσματα.

4.4.2.5.3 Αριθμός Κρυφών Νευρώνων

Παρά τη σημασία του, δεν υπάρχει κανένας μαγικός τρόπος για την επιλογή του βέλτιστου αριθμού κρυφών νευρώνων. Επομένως, οι ερευνητές ξανααγριίζουν στον πειραματισμό. Εντούτοις, μερικές εμπειροτεχνικές μέθοδοι έχουν εφαρμοστεί. Για ένα δίκτυο 3 στρωμάτων με n νευρώνες εισόδου και m νευρώνες εξόδου, το κρυφό στρώμα θα είχε $\sqrt{nxm}$ νευρώνες. Ο πραγματικός αριθμός κρυφών νευρώνων μπορεί ακόμα να κυμανθεί από το $1/2$ ως 2 φορές τη γεωμετρική αξία κανόνα πυραμίδων ανάλογα με τη πολυπλοκότητα του προβλήματος. Οι Baily και Thompson προτείνουν ότι ο αριθμός κρυφών νευρώνων σε 1 νευρικό δίκτυο 3-στρωμάτων πρέπει να είναι το 75% του αριθμού των νευρώνων εισόδου. Ο **Katz** ισχυρίζεται ότι ένας βέλτιστος αριθμός κρυφών νευρώνων θα βρεθεί μεταξύ του $1/2$ ως 3 φορές του αριθμού των νευρώνων εισόδου. Ο **Ersoy** προτείνει το 2πλασιασμό του αριθμού έως ότου χειροτερεύσει η απόδοση του δικτύου. Ο **Klimasauskas** προτείνει ότι πρέπει να υπάρξουν τουλάχιστον 5 φορές περισσότερα training παράμετροι όπως βάρη, τα οποία θέτουν ένα ανώτερο όριο στον αριθμό κρυφών νευρώνων εισόδου.

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι κανόνες που υπολογίζουν τον αριθμό κρυφών νευρώνων ως πολλαπλάσιο του αριθμού νευρώνων εισόδου, υποθέτουν ότι το είναι τουλάχιστον 2 φορές μεγαλύτερο από τον αριθμό των βαρών και κατά προτίμηση 4 ή περισσότερων. Εάν αυτό δεν ισχύει, οι εμπειροτεχνικές μέθοδοι μπορούν γρήγορα να οδηγήσουν σε overfitted μοντέλα δεδομένου ότι ο αριθμός κρυφών νευρώνων εξαρτάται άμεσα από τον αριθμό νευρώνων εισόδου (που καθορίζουν στη συνέχεια τον αριθμό των βαρών). Η λύση είναι είτε να αυξηθεί το μέγεθος του training set είτε να τεθεί ένα ανώτερο όριο στον αριθμό των νευρώνων εισόδου έτσι ώστε ο αριθμός βαρών είναι τουλάχιστον ο μισός από τον αριθμό των training γεγονότων.

Η επιλογή του σωστού αριθμού κρυφών νευρώνων περιλαμβάνει αρκετό πειραματισμό. Τρεις μέθοδοι που χρησιμοποιούνται συχνά είναι οι: α) **fixed**, β) **constructive**, γ) **destructive**. Στη 1η προσέγγιση (fixed), μια ομάδα νευρωνικών

δικτύων με διαφορετικούς αριθμούς κρυφών νευρώνων εκπαιδεύεται και καθεμία αξιολογείται στο testing set, χρησιμοποιώντας έναν λογικό αριθμό τυχαία επιλεγμένων αρχικών βαρών. Η αύξηση στον αριθμό κρυφών νευρώνων μπορεί να είναι 1, 2 ή περισσότεροι, ανάλογα με τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους. Το δίκτυο με το μικρότερο σφάλμα επιλέγεται επειδή είναι σε θέση να γενικεύσει καλύτερα. Αυτή η προσέγγιση είναι χρονοβόρα, αλλά γενικά λειτουργεί πολύ καλά.

Οι constructive και destructive προσεγγίσεις προϋποθέτουν την αλλαγή του αριθμού των κρυφών νευρώνων κατά τη διάρκεια της δοκιμής παρά της δημιουργίας χωριστών δικτύων, καθένα με διαφορετικό αριθμό κρυφών νευρώνων, όπως στην 1η προσέγγιση. Πολλά εμπορικά νευρωνικά πακέτα λογισμικού δικτύων δεν υποστηρίζουν αυτές τις μεθόδους. Η constructive προσέγγιση περιλαμβάνει την προσθήκη κρυφών νευρώνων έως ότου αρχίζει η χειροτέρευση του δικτύου. Η destructive προσέγγιση είναι παρόμοια, εκτός από το ότι οι κρυφοί νευρώνες αφαιρούνται κατά τη διάρκεια του training. Γενικά ο κανόνας είναι να επιλέγεται πάντα το δίκτυο που αποδίδει καλύτερα στο testing set με το λιγότερο αριθμό κρυφών νευρώνων. Κατά τις δοκιμές του αριθμού των νευρώνων είναι σημαντικό να κρατηθούν όλες οι άλλες παράμετροι σταθερές. Η αλλαγή οποιασδήποτε παραμέτρου δημιουργεί ουσιαστικά 1 νέο νευρωνικό δίκτυο με διαφορετικό εύρος σφάλματος.

4.4.2.5.4 Αριθμός Νευρώνων Εξόδου

Η απόφαση σχετικά με τον αριθμό νευρώνων εξόδου είναι κάπως απλούστερη δεδομένου ότι υπάρχουν συγκεκριμένοι λόγοι να χρησιμοποιείται **πάντα μόνο 1 νευρώνας εξόδου**. Τα νευρωνικά δίκτυα με πολλές εξόδους, ειδικά εάν αυτές οι εξόδους χωρίζονται ευρέως, θα παράγουν χειρότερα αποτελέσματα σε σύγκριση με ένα δίκτυο με 1 έξοδο. Ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται με την επιλογή των βαρών έτσι ώστε ο μέσο όρος σφαλμάτων σε όλους τους νευρώνες εξόδου να ελαχιστοποιείται.

4.4.2.5.5 Συναρτήσεις Μεταφοράς

Οι συναρτήσεις μεταφοράς είναι μαθηματικοί τύποι που καθορίζουν την έξοδο ενός επεξεργασμένου νευρώνα. Αναφέρονται επίσης ως μετασχηματισμός, συμπίεση και ενεργοποίηση. Η πλειοψηφία των περισσότερων μοντέλων νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούν τη Sigmoid (s-shaped) συνάρτηση, αλλά και άλλες όπως την υπερβολική εφαιπτομένη, τη βηματοειδή, τη γραμμική. Ο σκοπός της συνάρτησης

μεταφοράς είναι να μη φτάσουν οι έξοδοι σε πολύ μεγάλες τιμές, κάτι που μπορεί να παραλύσει τα νευρωνικά δίκτυα και με αυτόν τον τρόπο να εμποδίσει τη διαδικασία training.

Οι γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς δεν είναι χρήσιμες στην περίπτωση τη μη γραμμικότητας. Οι συναρτήσεις μεταφοράς όπως οι Sigmoid χρησιμοποιούνται συνήθως για χρονοσειρές επειδή είναι μη γραμμικές και συνεχώς διαφοροποιήσιμες, ιδιότητες που είναι επιθυμητές για την εκμάθηση των δικτύων.

4.4.2.6 Κριτήρια Αξιολόγησης

Η πιο συνήθης λειτουργία σφάλματος που ελαχιστοποιείται στα νευρωνικά δίκτυα είναι το σύνολο των τετραγωνικών σφαλμάτων. Άλλες λειτουργίες σφάλματος που προσφέρονται από τους προμηθευτές λογισμικού περιλαμβάνουν τις ελάχιστες απόλυτες αποκλίσεις, τις ασυμμετρικές ελάχιστων τετραγώνων και τις διαφορές ποσοστών. Αυτές οι λειτουργίες σφάλματος μπορούν να μην είναι τα τελικά κριτήρια αξιολόγησης, δεδομένου ότι άλλες μέθοδοι αξιολόγησης της πρόβλεψης, όπως το MAPE, δεν ελαχιστοποιείται στα νευρωνικά δίκτυα.

4.4.2.7 Εκπαίδευση των Νευρωνικών Δικτύων

Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου για να μάθει τη μορφή των δεδομένων περιλαμβάνει την επαναληπτική παρουσίασή του με παραδείγματα ήδη γνωστών απαντήσεων. Ο στόχος της εκπαίδευσης είναι να βρεθεί το σύνολο των βαρών μεταξύ των νευρώνων που καθορίζουν το συνολικό ελάχιστο της λειτουργίας σφάλματος. Αν το μοντέλο δεν είναι overfitted, αυτό το σύνολο των βαρών πρέπει να παρέχει καλή γενίκευση.

4.4.2.7.1 Αριθμός Επαναλήψεων

Υπάρχουν 2 απόψεις σχετικά με το σημείο στο οποίο πρέπει το **training να σταματήσει**. Η 1η τονίζει τον κίνδυνο παγίδευσης σε ένα τοπικό ελάχιστο και τη δυσκολία του να φτάσουμε σε ένα συνολικό ελάχιστο. Ο ερευνητής πρέπει μόνο να σταματήσει έως ότου δεν υπάρχει καμία βελτίωση στη συνάρτηση σφάλματος, βασισμένη σε ένα λογικό αριθμό τυχαία επιλεγμένων αρχικών βαρών. Το σημείο στο οποίο το δίκτυο δεν βελτιώνεται καλείται σύγκλιση. Η 2η άποψη υποστηρίζει μια σειρά

από train-test διακοπές. Η εκπαίδευση του δικτύου σταματά μετά από έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων, εκτιμάται η δυνατότητα του δικτύου να γενικεύσει στο testing set και η εκπαίδευση συνεχίζεται. Η γενίκευση είναι η ιδέα ότι ένα μοντέλο βασισμένο σε ένα δείγμα δεδομένων είναι κατάλληλο για την πρόβλεψη του συνόλου. Το δίκτυο για το οποίο το σφάλμα του test set είναι πολύ χαμηλό, επιλέγεται δεδομένου ότι γενικεύει καλύτερα.

Και οι 2 απόψεις συμφωνούν ότι η **γενίκευση** είναι ο απώτερος στόχος και χρησιμοποιούν testing sets για να αξιολογήσουν έναν μεγάλο αριθμό δικτύων. Η προσέγγιση σύγκλισης δηλώνει ότι δεν υπάρχει κανένα σημείο overtraining παρά μόνο overfitting, που είναι απλά χαρακτηριστικό ενός δικτύου που έχει πάρα πολλά βάρη. Η λύση είναι να μειωθεί ο αριθμός κρυφών νευρώνων (ή των κρυφών στρωμάτων αν υπάρχουν περισσότερα του 1) ή/και να αυξηθεί το μέγεθος του training set.

Ο στόχος της **σύγκλισης** στο training είναι να επιτευχθεί ένα συνολικό ελάχιστο. Αυτό απαιτεί training για έναν ικανοποιητικό αριθμό επαναλήψεων χρησιμοποιώντας έναν λογικό αριθμό τυχαία επιλεγμένων αρχικών βαρών. Μια μέθοδος για να καθορίσει ένα λογικό αριθμό για το μέγιστο αριθμό επαναλήψεων του δικτύου είναι να σχεδιαστεί η μέση συσχέτιση, το σύνολο των τετραγωνικών σφαλμάτων, ή άλλο κατάλληλο μέτρο σφάλματος για κάθε επανάληψη ή σε προκαθορισμένα διαστήματα μέχρι το σημείο όπου η βελτίωση είναι αμελητέα (συνήθως μέχρι ένα μέγιστο 10.000 επαναλήψεων). Κάθε επανάληψη μπορεί να σχεδιαστεί εύκολα εάν το λογισμικό νευρωνικού δικτύου δημιουργεί ένα αρχείο στατιστικών ή εάν αυτό δεν ισχύει, η μέση συσχέτιση μπορεί να καταγραφεί σε διαστήματα των 100 ή 200 από την οθόνη του υπολογιστή. Αφού σχεδιάσει τη μέση συσχέτιση για διάφορα τυχαία επιλεγμένα αρχικά βάρη, ο ερευνητής μπορεί να επιλέξει το μέγιστο αριθμό επαναλήψεων, βασισμένων στο σημείο όπου η μέση συσχέτιση σταματά να αυξάνεται γρήγορα και ισιώνει. Πολλές μελέτες που αναφέρουν τον αριθμό επαναλήψεων του training, αναφέρουν τη σύγκλιση από 85 έως 5.000 επαναλήψεις. Εντούτοις, το εύρος είναι πολύ μεγάλο (έως 50.000 και 191.400 επαναλήψεις) και χρόνοι training έως και 60 ώρες έχουν επίσης αναφερθεί.

4.4.2.8 Εφαρμογή

Η εφαρμογή παρατίθεται ως το τελευταίο βήμα, αλλά στην πραγματικότητα απαιτεί μια προσεκτική εκτίμηση πριν από τη συλλογή των δεδομένων. Η διαθεσιμότητα των δεδομένων, τα κριτήρια αξιολόγησης, και οι χρόνοι εκπαίδευσης διαμορφώνονται ανάλογα με το περιβάλλον στο οποίο το νευρωνικό δίκτυο θα επεκταθεί. Οι περισσότεροι προμηθευτές λογισμικού νευρωνικών δικτύων παρέχουν τα μέσα με τα οποία τα εκπαιδευμένα δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν είτε στο ίδιο το πρόγραμμα νευρωνικού δικτύου είτε ως εκτελέσιμο αρχείο. Αν όχι, ένα εκπαιδευμένο δίκτυο μπορεί να δημιουργηθεί εύκολα σε λογιστικό φύλλο (spreadsheet) με τη γνώση της αρχιτεκτονικής, των συναρτήσεων μεταφοράς, και των βαρών του.

Ένα **πλεονέκτημα** των νευρωνικών δικτύων είναι η δυνατότητά τους να προσαρμόζονται στις μεταβαλλόμενες συνθήκες μέσω της περιοδικής επανεκπαίδευσης τους. Μόλις επεκταθεί, η απόδοση του νευρωνικού δικτύου θα χειροτερεύσει κατά τη διάρκεια του χρόνου εκτός αν πραγματοποιείται επανεκπαίδευση (retraining). Εντούτοις, ακόμη και με την περιοδική επανεκπαίδευση, δεν υπάρχει καμία εγγύηση ότι η απόδοση του δικτύου μπορεί να διατηρηθεί καθώς οι ανεξάρτητες επιλεγμένες μεταβλητές μπορεί να είχαν γίνει λιγότερο σημαντικές.

4.4.2.9 Επιτυχής Εφαρμογή ενός Νευρωνικού Δικτύου

Η επιτυχία των νευρωνικών εφαρμογών δικτύων για έναν μεμονωμένο ερευνητή, εξαρτάται από **3 βασικούς παράγοντες**:

- Ο ερευνητής πρέπει να έχει το χρόνο, την υπομονή και τους πόρους να πειραματιστεί.
- Το λογισμικό νευρωνικών δικτύων πρέπει να επιτρέπει αυτοματοποιημένες ρουτίνες όπως τη βελτιστοποίηση των κρυφών νευρώνων και τη δοκιμή του συνδυασμού των μεταβλητών εισόδου.
- Ο ερευνητής πρέπει να διατηρεί ένα καλό αρχείο που να απαριθμεί όλες τις παραμέτρους για κάθε δοκιμασμένο δίκτυο δεδομένου ότι οποιαδήποτε παράμετρος μπορεί να προκαλέσει μια σημαντική αλλαγή στην απόδοση των νευρωνικών δικτύων.

4.4.2.10 Η απόδοση Νευρωνικών Δικτύων σε σχέση με τις Υπόλοιπες Μεθόδους – Διάφορες Θεωρίες Ειδικών

Υπάρχουν πολλές ασυμβίβαστες **εκθέσεις** στη λογοτεχνία σχετικά με την απόδοση των νευρωνικών δικτύων σε σύγκριση με σύγχρονες και ευρέως χρησιμοποιούμενες στατιστικές μεθόδους για την πρόβλεψη θεσπισμένων στόχων. Ο κύριος λόγος είναι ότι ένας μεγάλος αριθμός παραγόντων συμπεριλαμβανομένης της δομής δικτύων, της μεθόδου εκπαίδευσης, και του δείγματος των δεδομένων, μπορούν να έχουν επιπτώσεις στη δυνατότητα πρόβλεψης των δικτύων. Σε μερικές περιπτώσεις όπου τα νευρωνικά αποδίδουν χειρότερα από τα γραμμικά στατιστικά μοντέλα, ο λόγος μπορεί να είναι ότι τα δεδομένα είναι γραμμικά, χωρίς μεγάλη διαταραχή. Δεν περιμένουμε τα νευρωνικά να αποδόσουν καλύτερα από τα γραμμικά μοντέλα για τις γραμμικές σχέσεις.

Διάφορα **έγγραφα** και **θεωρίες** αναφέρθηκαν στη σύγκριση των νευρωνικών με τις συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης:

- Οι **Sharda και Patil** (1990), (1992) χρησιμοποιώντας 75 και 111 δεδομένα χρονοσειρών από το M-διαγωνισμό, συμπέραναν ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να προβλέψουν τόσο καλά όπως και η μέθοδος Box-Jenkins.
- Οι **Tang et al** (1991) και οι **Tang και Fishwick** (1993), χρησιμοποιώντας μαζί νευρωνικά και μοντέλα ARIMA, ανέλυσαν διάφορες χρονοσειρές επιχειρήσεων, επανεξέτασαν 14 από τις 75 σειρές που χρησιμοποίησαν οι Sharda και Patil οι οποίες είχαν μεγαλύτερα σφάλματα και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα νευρωνικά υπερτερούν της Box-Jenkins για χρονοσειρές με μικρή μνήμη ή με περισσότερες ανωμαλίες. Εντούτοις, για τις μεγάλης-μνήμης χρονοσειρές οι 2 μέθοδοι επιτυγχάνουν σχεδόν την δια απόδοση.
- Ο **Kang** (1991) πέτυχε παρόμοια αποτελέσματα με έναν συστηματικότερο τρόπο μελέτης. Οι **Kohzadi et al** (1996) σύγκριναν τα νευρωνικά μοντέλα με τα ARIMA για να προβλέψουν μηνιαία δεδομένα. Τα αποτελέσματά τους έδειξαν ότι τα νευρωνικά προβλέπουν με συνέπεια και είναι περισσότερο ακριβή από τα ARIMA.
- Οι **Hill et al** (1996) σύγκριναν τα νευρωνικά δίκτυα με 6 παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους πρόβλεψης για τις 111 χρονοσειρές του M-

διαγωνισμού. Συμπέραναν ότι τα νευρωνικά είναι σημαντικά καλύτερα από τις παραδοσιακές στατιστικές και ανθρώπινες μεθόδους κρίσης για την πρόβλεψη μηνιαίων και 3μηνιαίων δεδομένων. Για τα ετήσια δεδομένα, νευρωνικά και παραδοσιακές μέθοδοι είναι ισοδύναμα. Επίσης τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ αποτελεσματικά για τις ασυνεχείς χρονοσειρές.

- Οι **Foster et al** διαπίστωσαν ότι τα νευρωνικά είναι σημαντικά κατώτερα της γραμμικής παλινδρόμησης και του απλού μέσου όρου της εκθετικής εξομάλυνσης, ενώ οι Brace et al (1991) επίσης βρήκαν ότι η απόδοση των νευρωνικών δεν ήταν τόσο καλή όσο άλλες στατιστικές μέθοδοι για την πρόβλεψη φορτίου.
- Οι **Nelson et al** (1994) ενώ μελετούσαν την εποχιακότητα σε μια χρονοσειρά και δοκίμαζαν τα δίκτυα με αποεποχικοποιημένα και συγχρόνως ακατέργαστα δεδομένα, συμπέραναν ότι τα νευρωνικά είναι αδύνατον να μάθουν την εποχιακότητα και ότι η εξαρχής αποεποχικοποίηση των δεδομένων είναι βασική αν θέλουμε να προβούμε σε μια ακριβή πρόβλεψη. Αντίθετα οι Sharda και Patil (1992) ισχυρίζονταν ότι η εποχιακότητα μιας χρονοσειράς δεν έχει επιπτώσεις στην απόδοση των νευρωνικών και αυτά μπορούν να την ενσωματώσουν.

Γενικά διάφορες **εμπειρικές μελέτες** έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα:

- Φαίνονται να είναι καλύτερα στην πρόβλεψη μιας μηνιαίας και 3μηνιαίας χρονοσειράς (Kang, 1991, Hill et Al, 1994-1996) απ'ότι στην πρόβλεψη ετήσιων δεδομένων. Αυτό μπορεί να οφείλεται στο γεγονός ότι τα μηνιαία και τα 3μηνιαία δεδομένα περιέχουν συνήθως περισσότερες ανωμαλίες (εποχιακότητα, κυκλικότητα, μη γραμμικότητα, θόρυβος) από τα ετήσια στοιχεία.
- Αποδίδουν καλύτερα καθώς αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης.
- Αποδίδουν καλύτερα για τις μικρής μνήμης χρονοσειρές.
- Δίνουν καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης με περισσότερους κόμβους εισόδου.
- Είναι αρκετά ευπαθή στις ασυνήθιστες τιμές (outliers).

4.5 Γενικά Συμπεράσματα-Μελέτες

Τα σημαντικότερα συμπεράσματα ως προς την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων συνοψίζονται ως εξής:

- Τα μοναδικά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων, όπως η προσαρμοστικότητα, η μη γραμμικότητα, η τυχαία συνάρτηση και η δυνατότητα για χαρτογράφηση, τα κάνει κατάλληλα και αρκετά χρήσιμα για πρόβλεψη.
- Μια αξιοσημείωτη ποσότητα έρευνας έχει γίνει σε αυτόν τον τομέα. Ακόμα δεν έχει βγει ασφαλές συμπέρασμα ως προς αν τα νευρωνικά είναι καλύτερα από κλασσικές μεθόδους.

Απόδοση των μοντέλων T.N.Δ

Η χρησιμοποίηση των μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων δεν είναι συνήθης στην πρόβλεψη της τουριστικής ζήτησης (Uysal και Sherif El Roubi 1999, Pattie και Snyder 1996, Law και Au 1999, Burger et al 2001, Cho 2003). Τα βασικά χαρακτηριστικά των μοντέλων αυτών είναι τα ακόλουθα:

- Είναι πολύ δύσκολα στην υλοποίηση και την εκτέλεση τους.
- Μπορούν να προσαρμοστούν σε οποιασδήποτε μορφής ιστορικά δεδομένα (γραμμικά, μη γραμμικά, πολυδιάστατα).
- Είναι χρήσιμα στην εξακρίβωση χαρακτηριστικών που δεν αποκαλύπτονται από τα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης (Uysal και Sherif El Roubi, 1999).

5. Παραγωγή Προβλέψεων

5.1 Παρουσίαση Γραφημάτων – Επεξήγηση Μεθοδολογίας κατά τη χρήση του Προγράμματος Τεχνητής Νοημοσύνης NeuroIntelligence

5.1.1 Στάδιο: Analyze – Partition

Εικόνα 11: Μεθοδολογία Analyze – Partition

Ενέργειες

- Επιλέγουμε μια στήλη ως **target** και η οποία τίθεται ως η αρχική. Επιλέγεται αυτή που το Νευρωνικό Δίκτυο θεωρεί πως η μελέτη των δεδομένων της θα φέρει καλύτερη προσομοίωση στο πρόγραμμα. Μπορούμε να κάνουμε και αυθαίρετη επιλογή ώστε να προβούμε σε δοκιμές.

- Αναγνωρίζονται τα δεδομένα που αποτελούν ασυνήθιστες τιμές (**outliers**) και απομονώνονται από το υπόλοιπο της διαδικασίας. Μπορούμε να επιλέξουμε και εμείς όμως δεδομένα που θεωρούμε ότι αποτελούν outliers.
- Αν πρόκειται για **χρονοσειρά** τότε υπάρχει ειδική ένδειξη επιλογής.
- Τα δεδομένα χωρίζονται σε **3 ειδών σετ: Validation, training** και **testing**. Αυτή η επιλογή γίνεται τυχαία από το πρόγραμμα.
- Στα **Options** του **Analyze** το πρόγραμμα μπορεί να επιλεγεί να αγνοεί ή να αντικαθιστά τις missing values και τα outliers. Συγχρόνως στα **options** του **Partition** το ποσοστό που κατέχει το κάθε σετ επί του συνόλου (π.χ το **training σετ** 70%, το **validation σετ** 30% και το **testing σετ** 30%).

5.1.2 Στάδιο: Reprocess

Column #2	Column #3	Column #4	Column #5	Column #6	Column #7	Column #1
-0,242798	-0,134615	-0,557312	-0,835	-0,185629	-0,96	0,826923
-0,358025	0,865385	0,364954	0,085	0,093812	-0,76	0,807692
0,753086	-0,096154	0,831357	-0,015	0,02994	-0,28	0,865385
-0,63786	0,269231	0,581028	-0,25	0,057884	-0,64	0,846154
0,300412	0,673077	-0,631094	-0,205	-0,852295	0,16	0,942308
0,028807	-0,403846	0,699605	-0,155	0,02994	-0,24	0,576923
0,201646	-0,192308	0,048748	-0,53	0,433134	-0,08	0,730769
0,193416	0,057692	0,386034	-0,66	0,169661	-0,32	0,846154
0,111111	0,038462	0,760211	-0,545	0,02994	-0,28	0,480769
0,358025	0,211538	0,156785	-0,01	0,177645	-0,32	0,576923
-0,596708	0,384615	0,185771	-0,055	0,093812	-0,76	0,75
0,514403	0,096154	0,762846	0,275	0,02994	-0,28	0,634615
-0,08642	0,096154	-0,881423	-0,56	-0,173653	-0,88	0,673077
-0,078189	-0,211538	-0,866248	-0,915	-0,173653	-0,8	0,557692
-0,934156	-0,730769	0,151515	0,205	0,057884	-0,56	0,519231
-0,506173	-0,25	-0,833992	-0,49	-0,708583	0,44	0,384615
0,135802	-0,5	0,285903	0,325	0,177645	-0,36	0
0,876543	0,25	-0,470356	-0,425	0,277445	-0,2	0,423077
-0,251029	0,211538	-0,815547	-0,88	-0,229541	-0,4	0,442308
-0,111111	0,096154	-0,789196	-0,75	-0,580838	0,4	0,653846
-0,506173	0,423077	-0,781291	-0,56	-0,580838	0,4	0,807692
-0,176955	0,019231	-0,528327	-0,635	-0,185629	-1	0,634615
-0,407407	-0,076923	-0,032938	-0,79	-0,417166	-0,88	0,576923
-0,053498	-0,211538	-0,322793	-0,105	-0,325349	-0,88	0,865385
0,440329	-0,019231	0,054018	-0,365	0,433134	-0,12	0,384615
-0,160494	-0,480769	0,156785	-0,605	0,177645	-0,32	0,673077
-0,069959	0,153846	-0,865613	-0,695	-1	0,44	0,615385
0,547325	-0,403846	0,059389	0,265	0,265469	-0,28	0,5
-0,234568	-0,788462	-0,080369	0,195	0,00998	-1	0,423077
-0,069959	-0,25	-0,826087	-0,75	-0,672655	-0,12	0,942308
-0,366255	0,346154	0,499341	-0,43	0,093812	-0,76	0,711538
-0,522634	0,173077	-0,783926	-0,57	-0,556886	0,48	0,807692
0,176955	0,153846	-0,581028	0,31	-0,728543	0,16	0,634615

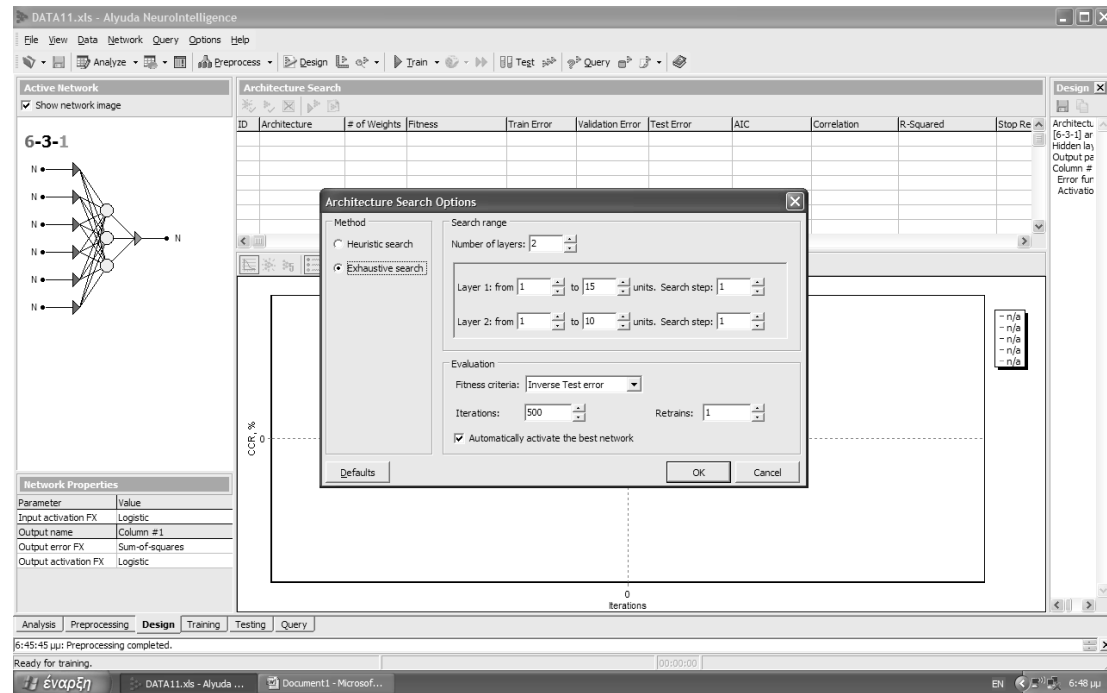
Εικόνα 12: Μεθοδολογία Reprocessing

Ενέργειες

- Το πρόγραμμα κατηγοριοποιεί τα δεδομένα και εμφανίζει ορισμένα **χαρακτηριστικά** κάθε στήλης ξεχωριστά, όπως ο **μέσος όρος**, η **μέγιστη** και **ελάχιστη τιμή**, το χαρακτηρισμό της στήλης ως **input** ή **output** (δεδομένα).

- Στα **Options** μπορώ να κάνω οποιαδήποτε ρύθμιση ώστε να αποκλείονται μερικές τιμές που υπερβαίνουν ένα **ορισμένο όριο** που βάζω (π.χ απόκλιση από τη μέγιστη τιμή μέχρι 3 μονάδες).

5.1.3 Στάδιο: *Search Architecture*

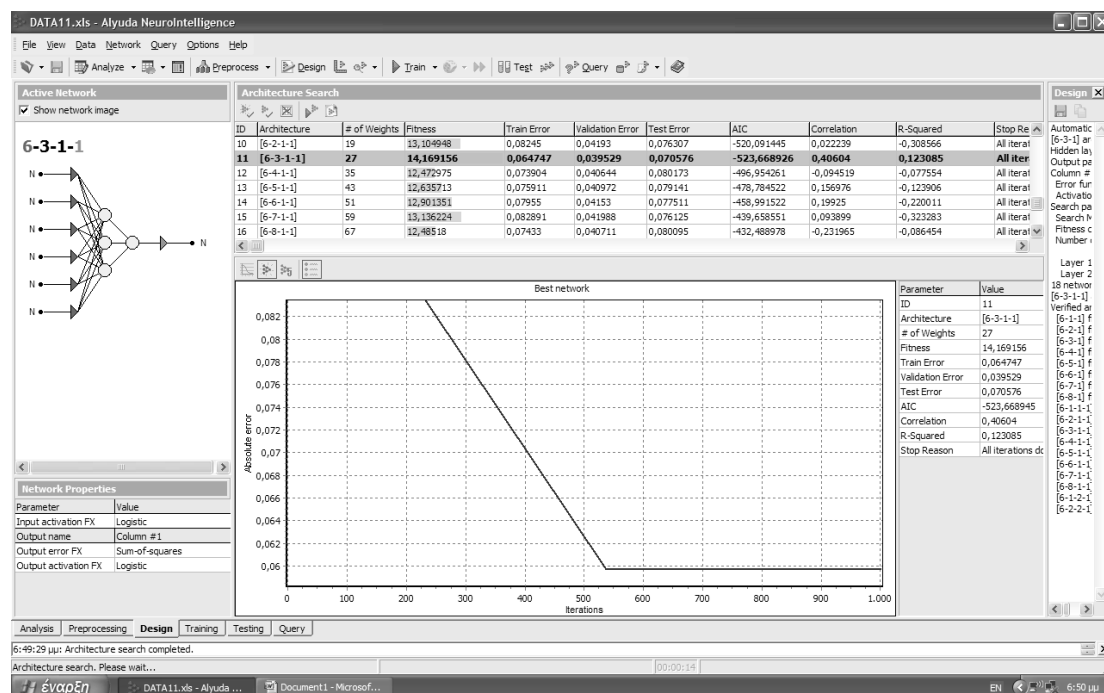


Εικόνα 13: Μεθοδολογία Architecture Search Options

Ενέργειες

- Το στάδιο αυτό αποτελεί ίσως το **σημαντικότερο** όλου του προγράμματος. Μπορούμε να επιλέξουμε αρχικά αν θα κάνει **ευριστική** ή **αναλυτική** μέθοδο.
- Μπορούμε να καθορίσουμε τον **αριθμό** των **κρυφών στρωμάτων**, των **μονάδων** κάθε στρώματος, τον αριθμό των **επαναλήψεων** καθώς και το **πόσες φορές** εξετάζει την **μεθοδολογία** σε κάθε επανάληψη.
- **Επιλέγει** την **καλύτερη μέθοδο** σύμφωνα με τις επιλογές που κάναμε και σύμφωνα με ένα **προκαθορισμένο κριτήριο** που εμείς διαλέγουμε (Fitness, correlation, R-squared).

5.1.4 Στάδιο: Design Architecture

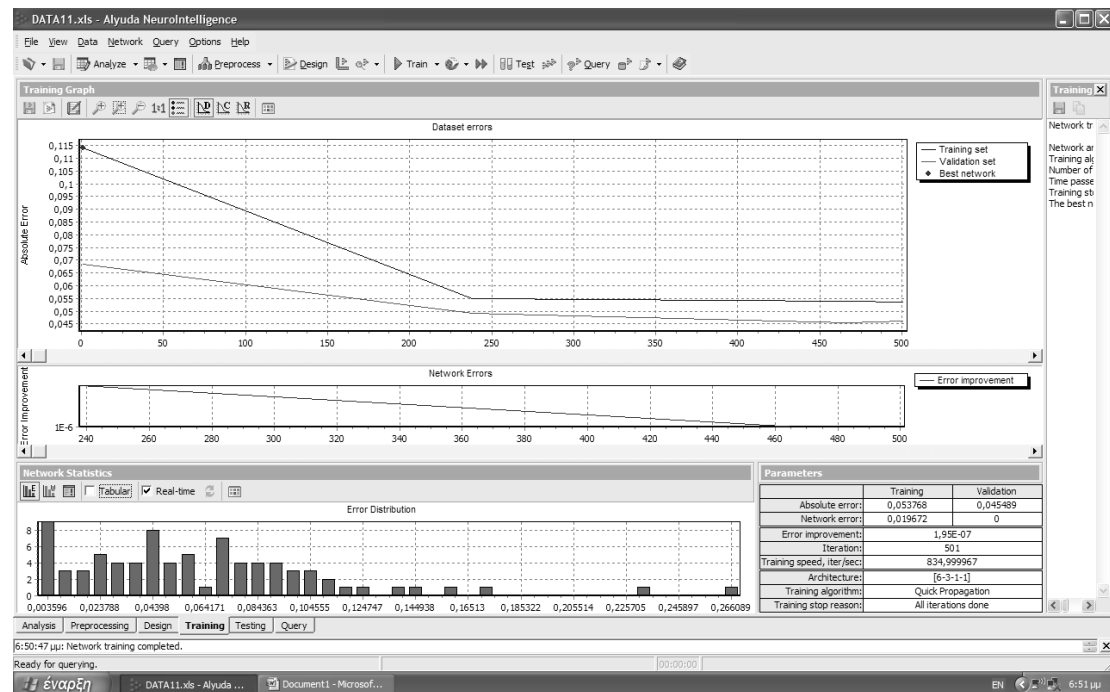


Εικόνα 14: Μεθοδολογία Design Architecture

Ενέργειες

- Μας εμφανίζει τα αποτελέσματα του προηγούμενου σταδίου και εμείς προχωράμε στην ενεργοποίηση της επιλεγμένης αρχιτεκτονικής ή αν δε μας ικανοποιεί αυτή η λύση, στην επανασχεδίαση της, αλλάζοντας την τιμή κάποιας παραμέτρου.
- Μπορούμε αυθαιρέτως να παραλείψουμε το προηγούμενο στάδιο και να θέσουμε μια αρχιτεκτονική εξαρχής, σύμφωνα με τις γνώσεις μας και τις επιθυμίες μας.
- Παρουσιάζεται ένα ιδιαίτερα ενδιαφέρον Γράφημα που ουσιαστικά μας δείχνει τη δομή και την αρχιτεκτονική του Νευρωνικού Δικτύου που επιλέγουμε με τον έναν ή τον άλλον τρόπο.

5.1.5 Στάδιο: Train

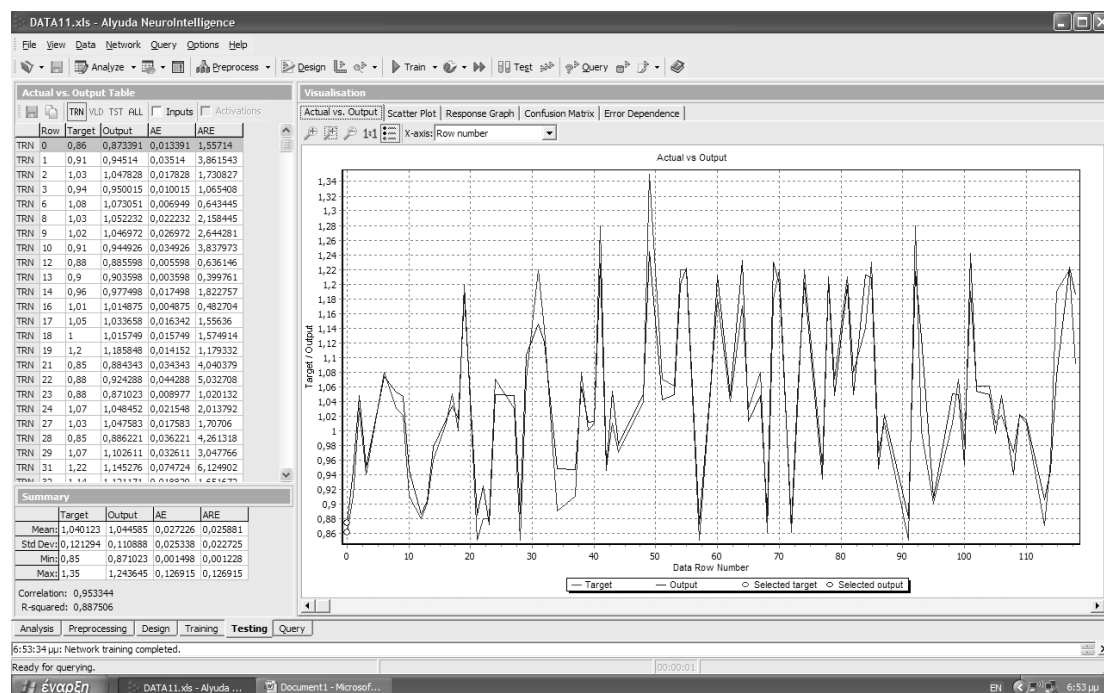


Εικόνα 15: Μεθοδολογία Training

Ενέργειες

- Κάνει **training** στο επιλεγμένο Δίκτυο σύμφωνα με τη **μέθοδο** που εμείς επιλέγουμε (Quick propagation, Quasi-Newton ή άλλες).
- **Καθορίζουμε** επίσης διάφορες **παραμέτρους** και τον αριθμό των **επαναλήψεων**, όπως αναφέραμε και σε προηγούμενο στάδιο, ώστε να φτάσουμε σε ένα ικανοποιητικό επίπεδο (σύμφωνα και με τη θεωρητική μας γνώση).

5.1.6 Στάδιο: Test

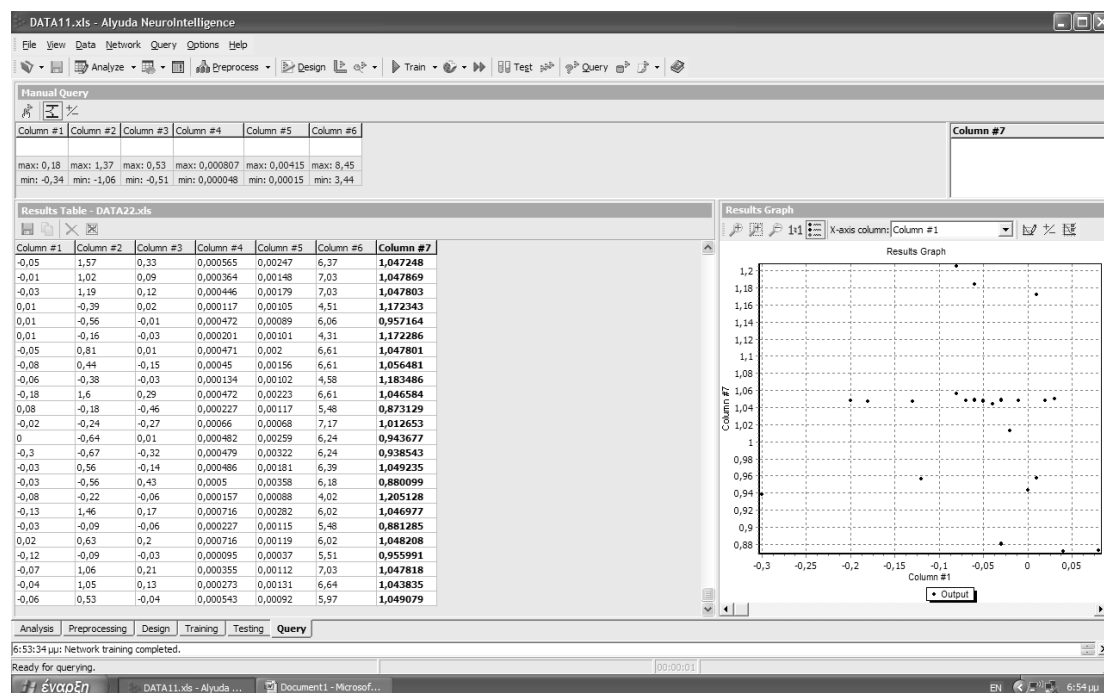


Εικόνα 16: Μεθοδολογία Testing

Ενέργειες

- Αρχικά μας εμφανίζει το πιο σημαντικό **Γράφημα** όσον αφορά τα **αποτελέσματα** της έρευνας μας για την κατάλληλη επιλογή αρχιτεκτονικής στο δίκτυο (με διαφορετικό χρώμα οι αρχικές και οι τελικές προβλέψεις μας, **actual-output**).
- Εμφανίζει σε Πίνακα, **τιμές** σημαντικών **παραμέτρων** των δεδομένων του testing σετ, όπως το **AE** ή το **ARE**.
- Αν δεν είμαστε ικανοποιημένοι από το συνολικό αποτέλεσμα, ή μας εμφανίζονται μεγάλες αποκλίσεις στα επιθυμητά μας αποτελέσματα μπορούμε να **επαναλάβουμε** κάποια από τα προηγούμενα **Βήματα – Στάδια**, κάτι που αποτελεί **συχνό φαινόμενο** και είναι ένας από τους παράγοντες (όπως και η συλλογή δεδομένων), που η **επιλογή** του κατάλληλου **Νευρωνικού Δικτύου**, αποτελεί μια **διαδικασία** ιδιαίτερα **χρονοβόρα** και **επίπονη**.

5.1.7 Στάδιο: Query



Εικόνα 17: Μεθοδολογία Query

Ενέργειες

- Στο **στάδιο** αυτό, που αποτελεί και το **τελευταίο** κατά τη χρήση του προγράμματος NeuroIntelligence, έχουμε κατασταλάξει στην αρχιτεκτονική του Δικτύου το οποίο έχει αποκτήσει μια **καθορισμένη συμπεριφορά** απέναντι σε όποια δεδομένα του εισάγουμε. Ουσιαστικά δηλαδή όλα τα προηγούμενα στάδια βοηθούν στο να αποκτήσει το Δίκτυο, αυτού του είδους τη συμπεριφορά.
- **Εξάγει**, σύμφωνα με τα δεδομένα που του εισαγάγαμε και της συμπεριφοράς του, **τιμές output** που αποτελούν και το ουσιαστικό σκοπό του προγράμματος.
- Τελικώς μπορούμε να **πάρουμε** αυτές **τις τιμές** για **οποιαδήποτε άλλη χρήση** στην έρευνά μας.
- Βγάζουμε **άλλα χρήσιμα συμπεράσματα** έπειτα από τη σύγκριση αυτής της μεθόδου των Νευρωνικών Δικτύων και των αποτελεσμάτων της, με άλλες μεθόδους που μας έχουν κατά καιρούς απασχολήσει.

5.2 Συλλογή Δεδομένων – Μέθοδοι Επεξεργασίας

Κατά την διάρκεια των πειραμάτων παρήχθησαν προβλέψεις για:

- 366 μηνιαίες χρονοσερές
- 427 τριμηνιαίες χρονοσερές
- 518 ετήσιες χρονοσερές

Οι **ορίζοντες πρόβλεψης** για κάθε σύνολο χρονοσειρών ήταν **24, 8 και 4** αντιστοίχως.

Οι μέθοδοι επεξεργασίας που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής:

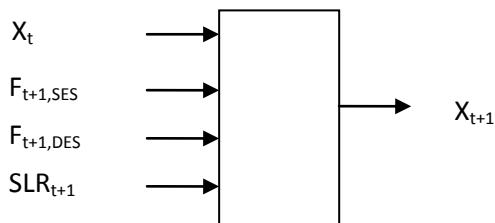
■ ANN1

- **ANN1-DATA1:** Πλήρως αυτοματοποιημένη μέθοδος που παρέχεται από το λογισμικό για την ανάλυση των χρονοσειρών. Τρέχει ως πρόσθετη διαδικασία του Excel (**Alyuda Forecaster XL**), και αυτόματα παρέχει προβλέψεις για επιλεγμένους ορίζοντες για μια επιλεγμένη χρονοσειρά. Είναι εκπαιδευμένο με τις πιο πρόσφατες του 1 έτους της τιμής των δεδομένων (**Alyuda Forecaster XL**).
- **ANN1-DATA2:** Ισχύει ότι και στο ANN-DATA1, αλλά τα δεδομένα εκπαιδεύονται με 2 ετών τιμές δεδομένων. Αυτό δημιουργεί περισσότερες εισόδους στην ANN1 αλλά λιγότερα διαθέσιμα σετ εκπαίδευσης (**Alyuda Forecaster XL**).
- **ANN1-DATA3:** Ισχύει ότι και στο ANN-DATA1, αλλά τα δεδομένα εκπαιδεύονται με 3 ετών τιμές δεδομένων. Αυτό δημιουργεί περισσότερες εισόδους στη συγκεκριμένη μεθοδολογία αλλά λιγότερα διαθέσιμα σετ εκπαίδευσης (**Alyuda Forecaster XL**).
- **ANN1-PRODATA2:** Ισχύει ότι και στο ANN-DATA2, αλλά τα δεδομένα είναι αρχικά προεπεξεργασμένα έχοντας ως σκοπό τη σταθεροποίηση της τάσης και της διασποράς, μέσω της διαφοροποίησης (**Excel + Alyuda ForecasterXL**).

- **ANN1-PRODATA3:** Ισχύει ότι και στο ANN-DATA3, αλλά τα δεδομένα είναι αρχικά προεπεξεργασμένα έχοντας ως σκοπό τη σταθεροποίηση της τάσης και της διασποράς, μέσω της διαφοροποίησης (**Excel + Alyuda ForecasterXL**).

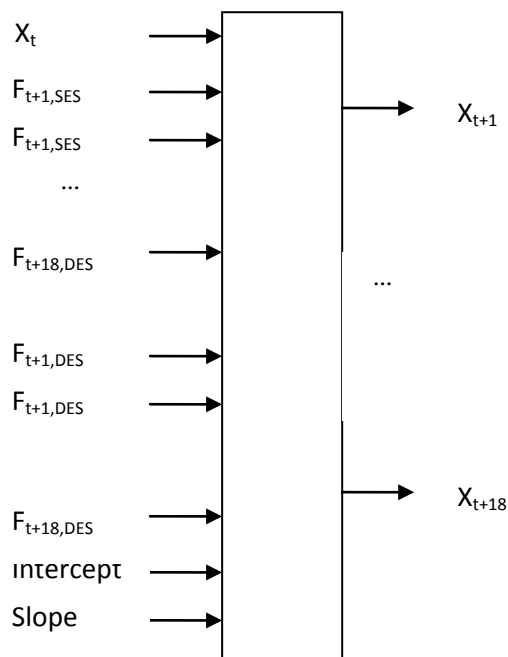
▪ ANN2

Ένα δίκτυο που χρησιμοποιεί προβλέψεις από άλλα απλά μοντέλα χρονοσειρών. Εκπαιδεύεται χειροκίνητα μόνο για 1 βήμα μπροστά (**Alyuda NeuroIntelligence**).



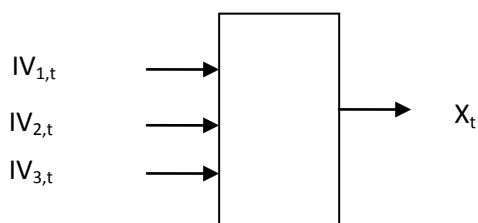
Παρατηρήσεις: Όπου: X_t η αξία των δεδομένων στο χρόνο t , $F_{t+1,SES}$ η πρόβλεψη σημείου 1 βήματος μπροστά με την **Απλή Εκθετική Εξομάλυνση** στο χρόνο t , $F_{t+1,DES}$ η πρόβλεψη σημείου 1 βήματος μπροστά με την **Εκθετική Εξομάλυνση Φθίνουσας Τάσης** στο χρόνο t , $LRL_{t+1,SES}$ η πρόβλεψη σημείου 1 βήματος μπροστά με την **Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση** τη στιγμή t . Αν n είναι το **μήκος** της χρονοσειράς, τότε χρησιμοποιούνται **n-1-5 σετ δοκιμών** ανά χρονοσειρά. Θεωρείται αυτοματοποιημένη αναγνώριση της βέλτιστης τοπολογίας για το δίκτυο για τις συγκεκριμένες χρονοσειρές. Αφού το δίκτυο εκπαιδευτεί, τα ίδια βάρη χρησιμοποιούνται για την παραγωγή προβλέψεων για όλους τους απαιτούμενους ορίζοντες.

- **ANN3** Ένα δίκτυο που χρησιμοποιεί προβλέψεις από άλλα απλά μοντέλα χρονοσειρών για **h ορίζοντες** ταυτοχρόνως. Εκπαιδεύεται χειροκίνητα (**Alyuda NeuroIntelligence**).



Ένα μεγάλο δίκτυο με εισόδους τα ‘περαιτέρω’ 18 βήματα από τις προαναφερθείσες προβλέψεις SES, DES, Naïve και της Απλής Γραμμικής Παλινδρόμησης στο χρόνο t . Έχουμε $n-h-5$ σετ δοκιμών ανά χρονοσειρά που είναι διαθέσιμα για την εκπαίδευση (h : ορίζοντας πρόβλεψης). Παρέχεται αυτοματοποιημένη αναγνώριση της βέλτιστης τοπολογίας για το δίκτυο για τις συγκεκριμένες χρονοσειρές.

- **ANN4** Ένα δίκτυο που χρησιμοποιεί ανεξάρτητους μεταβλητές πρόβλεψης (IVs: ανεξάρτητες μεταβλητές) ως μεταβλητές εισόδου. Ίδια εγκατάσταση ως μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης, αλλά μέσω τοπολογίας ενός ANN3. Εκπαιδεύεται χειροκίνητα (Alyuda Νευρολογία Intelligence).



- **ANN4-LAGGED**: Ομοίως με το ANN4 αλλά χρησιμοποιούνται υστερήσεις, όπως και οι είσοδοι.

6. Επίλογος

6.1 Σύνοψη, Συμπεράσματα, Μελλοντικές Επεκτάσεις

Κατά την πραγμάτωση αυτής της διπλωματικής εργασίας, με απασχόλησαν κυρίως τα ακόλουθα:

- **Μελέτη** των κυριότερων Τεχνικών Προβλέψεων με σκοπό να αναπτύξουμε εμπειρία σχετικά με τα χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών, των κυριότερων Μεθόδων Πρόβλεψης και των Δεικτών με τους οποίους γίνεται η αξιολόγηση των μεθόδων αυτών.
- **Μελέτη** του Τουρισμού, ενός τομέα δραστηριότητας με βαρύνουσα σημασία για τη χώρα μας, των Παραμέτρων που τον επηρεάζουν, τη Συμβολή του στη γενικότερη ανάπτυξη μιας χώρας καθώς και τις προοπτικές του στο άμεσο μέλλον.
- **Εμβάθυνση** στη Θεωρία της παραγωγής Τουριστικών Προβλέψεων, των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης του τουρισμού καθώς στην αντιμετώπιση τυχόν δυσκολιών που εμφανιστούν.
- **Χρήση** Προγραμμάτων Τεχνητής Νοημοσύνης και **εξαγωγή** συμπερασμάτων σχετικά με τις παραμέτρους που επηρεάζουν την παραγωγή μιας, όσο το δυνατόν, ακριβούς προβλεψης.
- **Μεθοδολογία** των Βημάτων για τον κατάλληλο Σχεδιασμό ενός Νευρωνικού Δικτύου Πρόβλεψης και τον τρόπο με τον οποίο επηρεάζεται από οποιαδήποτε αλλαγή στις παραμέτρους του.
- **Εφαρμογές και Θεωρίες** πολλών επιστημόνων σχετικά με τον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης και των Νευρωνικών Δικτύων Πρόβλεψης.
- **Συμπέρασμα** πως η επεξεργασία και η γενικότερη ενασχόληση με τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι μια αρκετά **χρονοβόρα διαδικασία**, η οποία ξεκινά από την συλλογή των πολυάριθμων δεδομένων έως και την εξαγωγή κάποιου συμπεράσματος, το οποίο με τη σειρά του πρέπει να ελεγχθεί πιο διεξοδικά για την εγκυρότητα του.

- Συμπεραίνουμε τελικώς πως παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον η **τεκμηρίωση** των αποτελεσμάτων της παρούσας διπλωματικής εργασίας με στόχο την αξιοποίησή τους στον ερευνητικό χώρο.
- Η χρήση νευρωνικών δικτύων για πρόβλεψη μπορεί να εφαρμοστεί και σε χρονοσειρές από **άλλους κλάδους** ακολουθώντας παρόμοιες διατάξεις και τεχνικές.

7. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Armstrong, J.S., Collopy, F., 1992. Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons. *International Journal of Forecasting*, 8, 69–80.
- Faraway, J., Chatfield, C., 1998. Time series forecasting with neural networks: A comparative study using the airline data. *Applied Statistics*, 231-250.
- Fildes, R., Makridakis, S., 1988. Loss functions and forecasting. *International Journal of Forecasting*, 4, 545-550.
- Frechtling, D.C., Heinemann, B., 2003. Forecasting tourism demand: Methods and strategies. *Annals of Tourism Research*.
- Friedman, M., 1939. A correction: The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 34, 109.
- Zhang, G., Patuwo, B.E., Hu, M.Y., 1997. Forecasting with artificial neural networks: The state of art. *International Journal of Forecasting*, 35-56.
- Hibon, M., Evgeniou, T., 2005. To combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations. *International Journal of Forecasting*, 21, 15-24.
- Hill, T., O'Connor, M., Remus, W., 1996. Neural networks models for time series forecasts. *Management Science*, 1082-1092.
- Hsu, J.C. 1996. Multiple comparisons. Theory and methods. London: Chapman and Hall.
- Kaastra, I., Boyd, M., 1995. Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. *Neurocomputing*, 215-236.
- Law, R., Pine, R., 2004. Tourism demand forecasting for the tourism industry: A neural network approach. 121-139.
- Makridakis, S., 1986. The art and science of forecasting: An assessment and future directions, *International Journal of Forecasting*, 2, 15-39.
- Mahmoud, E., 1984. Accuracy in forecasting: A survey. *Journal of Forecasting*, 3, 139–159.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., Hyndman, R.J, 1998. Forecasting: methods and applications.
- Makridakis, S., Hibon, M., 2000. The M3-Competition: Results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*, 164, 451– 476.

- Makridakis, S., 1986. The art and science of forecasting: An assessment and future directions, *International Journal of Forecasting*, 2, 15-39.
- Makridakis, S., 1993. Accuracy measures: theoretical and practical concerns, *International Journal of Forecasting*, 9, 527–529.
- Nikolopoulos, K., 2002. *Business Forecasting Methodology and Information System*. Thesis (PhD). National Technical University of Athens.
- Ord, K., Hibon, M., Makridakis, S., 2000. Editorial: The M3-Competition. *International Journal of Forecasting*, 16, 433-436.
- Ord, K., 2001. Commentaries on the M3-Competition. An introduction, some comments and a scorecard, *International Journal of Forecasting*, 17, 537-584.
- Palmer, A., Montan, J.J., Sese, A., 2006. Designing an artificial neural network for forecasting tourism time series. *Tourism Management*, 27, 781-790.
- Refenes, A.N., Azema-Barac, M., 1994. Neural networks applications in financial asset management. *Neural Computing and Applications*, 13-38.
- Stekler, H.O. 1991. Macroeconomic forecast evaluation techniques. *International Journal of Forecasting*, 73, 375–384.
- Song, H., 2008. Tourism demand modelling and forecasting - A review of recent research. *Tourism Management*, 29, 203-220.
- Stekler, H.O. 2001. The M3-competition: The need for formal statistical tests. *International Journal of Forecasting*, 174, 576– 577.
- Tversky, A., Kahneman, D. 1974. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185, 1124-1131.
- Webby, R., O'Connor, M., 1996. Judgemental and statistical time series forecasting: a review of the literature. *International Journal of Forecasting*, 12, 91-118.
- Welch, E., Bretschneider, S., Rohrbach J., 1998. Accuracy of judgmental extrapolation of time series data: Characteristics, causes, and remediation strategies for forecasting. *International Journal of Forecasting*, 14, 95–110.
- Wong K.F., Song H., Witt S. F., Wu D.,C., 2007. Tourism forecasting: To combine or not to combine? *Tourism Management*, 28, 1068-1078.
- Ασημακόπουλος, Β., 2005. Μέθοδοι Προβλέψεων. Αθήνα: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ.
- Οικονόμου, Μ., 2000. *Συγκριτική επίδοση μεθόδων πρόβλεψης: Διαγωνισμός M1 και μέθοδος Theta*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Πετρόπουλος, Χ., 2005. Ολοκληρωμένη μεθοδολογία πρόβλεψης τουριστικής ζήτησης με τη χρήση της θεωρίας της τεχνικής ανάλυσης. Διδακτορική Διατριβή. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Σκαρογιάννη, Β., Σκυλάκη, Σ., 2006. Παραγωγή μακροπρόθεσμων προβλέψεων με κριτικές μεθόδους. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

.....

ΣΠΥΡΙΔΩΝ ΑΛ. ΔΗΜΟΠΟΥΛΟΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.
© 2008 – All rights reserved