

**ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΗΣ  
ΤΙΜΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ**

**ΜΗΤΡΟΠΟΥΛΟΣ Ι. ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΣ**

*Διπλωματική Εργασία*

**ΠΜΣ.ΔΕ**

**ΠΕΙΡΑΙΑΣ 2010**

**ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΗΣ  
ΤΙΜΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ**

**ΜΗΤΡΟΠΟΥΛΟΣ Ι. ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΣ**

**Διπλωματούχος Χημικός Μηχανικός Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου**

**Υποβληθείσα για το Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών  
στη Διοίκηση Επιχειρήσεων**

**Τμήμα Οργάνωσης και Διοίκησης Επιχειρήσεων**

**Πανεπιστήμιο Πειραιώς**

**2010**

## Ευχαριστίες

Με το πέρας της παρούσας διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα Καθηγητή μου και Πρύτανη του Πανεπιστημίου Πειραιώς, κ. Γεώργιο Οικονόμου καθώς και τον Αναπληρωτή Καθηγητή του Τμήματος Οικονομικής Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς, κ. Χρήστο Αγιακλόγλου για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν με την ανάθεση αυτής της εργασίας καθώς και για τη διαρκή τους υποστήριξη.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να εκφράσω σε όλους τους καθηγητές μου στο Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα της Διοίκησης Επιχειρήσεων για τις χρήσιμες και πολύτιμες γνώσεις που μου παρείχαν.

## ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

<b>Διάγραμμα 2.1:</b> Μια μεμονωμένη μονάδα σε ένα νευρωνικό δίκτυο.....	39
<b>Διάγραμμα 2.2:</b> Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτυων.....	42
<b>Διάγραμμα 2.3:</b> Ένα Νευρωνικό Δίκτυο Ακτινικής Συνάρτησης.....	53
<b>Διάγραμμα 2.4:</b> Πιθανολογικό Νευρωνικό Δικτυο.....	55
<b>Διάγραμμα 3.1:</b> Γράφημα της τιμής της μετοχής του ΟΤΕ για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	72
<b>Διάγραμμα 3.2:</b> Γράφημα της τιμής της μετοχής της France Telecom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	74
<b>Διάγραμμα 3.3:</b> Γράφημα της τιμής της μετοχής της Deutsche Telekom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	76
<b>Διάγραμμα 3.4:</b> Γράφημα της τιμής της μετοχής της Belgacom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	78
<b>Διάγραμμα 3.5:</b> Γράφημα της τιμής της μετοχής της KPN για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	81
<b>Διάγραμμα 3.6:</b> Γράφημα του Γενικού Δείκτη Χρηματιστηρίου Αθηνών για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	83
<b>Διάγραμμα 3.7:</b> Γράφημα του Γενικού Δείκτη CAC 40 του Χρηματιστηρίου Γαλλίας για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	84
<b>Διάγραμμα 3.8:</b> Γράφημα του Γενικού Δείκτη XETRA DAX του Χρηματιστηρίου Γερμανίας για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	85
<b>Διάγραμμα 3.9:</b> Γράφημα του Γενικού Δείκτη AMS EXCH του Χρηματιστηρίου Ολλανδίας για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	86
<b>Διάγραμμα 3.10:</b> Γράφημα του Γενικού Δείκτη BEL20 του Χρηματιστηρίου Βελγίου για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	87
<b>Διάγραμμα 3.11:</b> Γράφημα του επιτόκου Euribor για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	88
<b>Διάγραμμα 3.12:</b> Γράφημα της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010.....	89
<b>Διάγραμμα 4.1:</b> Απεικόνιση των δεδομένων του Νευρωνικού Δικτυου.....	99
<b>Διάγραμμα 4.2:</b> Απεικόνιση των παραμέτρων του Νευρωνικού Δικτυου.....	100

<b>Διάγραμμα 4.3:</b> Απεικόνιση εισαγωγής δεδομένων εισόδου – εξόδου για την εκπαίδευση του Νευρωνικού Δικτύου.....	101
<b>Διάγραμμα 4.4:</b> Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	102
<b>Διάγραμμα 4.5:</b> Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	103
<b>Διάγραμμα 4.6:</b> Απεικόνιση προσομοίωσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	106
<b>Διάγραμμα 4.7:</b> Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής του ΟΤΕ με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου.....	107
<b>Διάγραμμα 4.8:</b> Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.....	108
<b>Διάγραμμα 4.9:</b> Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	110
<b>Διάγραμμα 4.10:</b> Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	111
<b>Διάγραμμα 4.11:</b> Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της France Télécom με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου.....	113
<b>Διάγραμμα 4.12:</b> Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.....	114
<b>Διάγραμμα 4.13:</b> Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	116
<b>Διάγραμμα 4.14:</b> Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	117
<b>Διάγραμμα 4.15:</b> Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της Deutsche Telekom με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου.....	119
<b>Διάγραμμα 4.16:</b> Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.....	120
<b>Διάγραμμα 4.17:</b> Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	122
<b>Διάγραμμα 4.18:</b> Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	123
<b>Διάγραμμα 4.19:</b> Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της Belgacom με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου.....	125
<b>Διάγραμμα 4.20:</b> Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.....	126
<b>Διάγραμμα 4.21:</b> Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου.....	128

**Διάγραμμα 4.22:** Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου.....129

**Διάγραμμα 4.23:** Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της KPN με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου.....131

**Διάγραμμα 4.24:** Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.....132

### **ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΙΝΑΚΩΝ**

**Πίνακας 2.1:** Συχνά χρησιμοποιημένες συναρτήσεις ενεργοποίησης.....41

# ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ

ΜΗΤΡΟΠΟΥΛΟΣ Ι. ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΣ

Σημαντικοί όροι: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Ανάλυση Χρονοσειρών, Ανάλυση Παλινδρόμησης, Κλάδος Τηλεπικοινωνιών, Εκτίμηση Τιμής Μετοχής

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η εκτίμηση της τιμής της μετοχής είναι ένα θέμα που έχει προσελκύσει την προσοχή των οικονομολόγων τα τελευταία χρόνια, περισσότερο από κάθε άλλη περίοδο μεταπολεμικά. Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εξετάζει την εφαρμογή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων προκειμένου να εκτιμηθούν οι τιμές των μετοχών Οργανισμών Τηλεπικοινωνίας και να διαπιστωθεί μέσω της ανάλυσης παλινδρόμησης κατά πόσο είναι υπερτιμημένες ή υποτιμημένες σε σχέση με τις πραγματικές τιμές της τελευταίας διετίας.

Ειδικότερα στην εργασία αυτή, αρχικά παρουσιάζεται η έννοια της ανάλυσης χρονοσειρών και της ανάλυσης παλινδρόμησης ως αντικείμενο κατανόησης του παρελθόντος και πρόβλεψης του μέλλοντος. Συγκεκριμένα μελετάται η χρησιμότητα αυτών των εργαλείων πρόβλεψης, τι μπορούν αυτές να περιγράψουν, καθώς επίσης αναλύονται μερικά βασικά χαρακτηριστικά όπως η τάση και η εποχικότητα αλλά και μερικά κριτήρια αξιολόγησης των μεθόδων πρόβλεψης. Στην συνέχεια, παρέχεται μια συνοπτική περιγραφή των αρχιτεκτονικών των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και των διαφορών αλγορίθμων εκμάθησης που χρησιμοποιούνται συνηθέστερα σε αυτές τις εφαρμογές. Παρατίθενται λεπτομερείς περιγραφές των αλγορίθμων για τα σχετικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους για περισσότερες πληροφορίες. Περιγράφονται συγκεκριμένες περιοχές στη χρηματοοικονομική που έχουν αποδώσει αξιοπρόσεκτα αποτελέσματα με τη μοντελοποίηση τους με Νευρωνικά Δίκτυα και αναφέρονται μερικές από τις πιο σημαντικές και σχετικές εργασίες.

Ακολούθως, παρουσιάζεται η διαχρονική εξέλιξη του κλάδου των Τηλεπικοινωνιών, η απελευθέρωση του κλάδου από το σφικτό μονοπωλιακό σύστημα, η ραγδαία ανάπτυξη του στην συνέχεια αλλά και τη κρίση που ταλανίζει τον κλάδο από το 1999 και είναι υπεύθυνη για την ρευστότητα όσον αφορά την μελλοντική εικόνα του.

Έπειτα, παρουσιάζονται ορισμένοι μεγάλοι Οργανισμοί Τηλεπικοινωνιών που δραστηριοποιούνται στην Ευρώπη καθώς και οι παράμετροι που επηρεάζουν την διαμόρφωση της τιμής της μετοχής αυτών των Οργανισμών. Στην συνέχεια οι παράμετροι αυτοί χρησιμοποιήθηκαν ως εισόδοι στο Νευρωνικό Δίκτυο ενώ οι τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα πάρθηκαν σαν έξοδοι. Το Δίκτυο στην συνέχεια εκπαιδεύτηκε για να μάθει την σχέση που συνδέει τις εισόδους με την έξοδο, ώστε να εκτιμήσει από μόνο του μετά τις τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Τέλος, ύστερα από μια ανάλυση παλινδρόμησης, διαπιστώθηκε υψηλός συντελεστής συσχέτισης, που σημαίνει ότι η πρόβλεψη του Νευρωνικού Δικτύου διαφέρει ελάχιστα από τις πραγματικές τιμές της μετοχής, αναδεικνύοντας την πολύ καλή συμπεριφορά και εκμάθηση του Νευρωνικού Δικτύου.



## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	i
ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ.....	ii
ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	iv
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	v
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΣΤΗΝ ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣ ΚΑΙ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ</b>	
1.1 Εισαγωγή.....	1
1.2 Μέθοδοι προβλέψεων.....	5
1.3 Ανάλυση παλινδρόμησης.....	8
1.3.1 Ανάλυση απλής γραμμικής συσχέτισης.....	9
1.3.2 Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση.....	16
1.4 Ανάλυση χρονοσειρών.....	20
1.4.1 Μέθοδοι εξομάλυνσης.....	20
1.4.1.1 Κριτήρια αξιολόγησης μεθόδων πρόβλεψης.....	22
1.4.1.2 Απλός κινητός μέσος.....	24
1.4.1.3 Απλή εκθετική εξομάλυνση.....	26
1.4.2 Διάσπαση χρονοσειρών.....	28
1.5 Ανακεφαλαίωση.....	33
<b>ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>34</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ</b>	
2.1 Εισαγωγή.....	35
2.2 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	37
2.2.1 Μεμονωμένος νευρώνας.....	38
2.2.2 Συνάρτηση ενεργοποίησης.....	40
2.2.3 Δικτυακή αρχιτεκτονική.....	41
2.2.4 Αλγόριθμοι εκμάθησης.....	44

2.2.4.1	Αλγόριθμος backpropagation.....	45
2.2.4.2	Ο αλγόριθμος των συζυγών κλίσεων.....	46
2.2.4.3	Ο bayesian αλγόριθμος συστηματοποίησης.....	49
2.2.4.4	Νευρωνικό δίκτυο συνάρτησης ακτινικής βάσης.....	51
2.2.4.5	Πιθανολογικό νευρωνικό δίκτυο.....	54
2.2.4.6	Γενικευμένο νευρωνικό δίκτυο παλινδρόμησης.....	57
2.4	Ανακεφαλαίωση.....	59
	<b>ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>60</b>
	<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Ο ΚΛΑΔΟΣ ΤΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ</b>	
3.1	Εισαγωγή.....	63
3.2	Οι εξελίξεις που επηρέασαν τον κλάδο τα τελευταία χρόνια.....	64
3.2	Η απελευθέρωση της αγοράς των τηλεπικοινωνιών.....	65
3.3	Οι προοπτικές του κλάδου.....	69
3.4	Αναφορά σε μεγάλες εταιρίες στο κλάδο των τηλεπικοινωνιών στην Ευρώπη.....	70
3.4.1	ΟΤΕ.....	71
3.4.2	France Télécom.....	73
3.4.3	Deutsche Telekom.....	75
3.4.4	Belgacom.....	77
3.4.5	KPN.....	79
3.5	Ανακεφαλαίωση.....	90
	<b>ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>92</b>
	<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΙΜΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΕΥΡΩΠΑΙΚΩΝ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ</b>	
4.1	Εισαγωγή.....	94
4.2	Παρουσίαση των βημάτων υπολογισμού της τιμής της μετοχής.....	95
4.3	Εκτίμηση της μετοχής των τηλεπικοινωνιακών οργανισμών με τη χρήση Νευρωνικών Δικτύων μέσω του Matlab.....	97
4.3.1	Εισαγωγή.....	97

<b>4.3.2 Δημιουργία δικτύου - εισοδοι και έξοδοι.....</b>	<b>98</b>
<b>4.3.3 Ορισμός παραμέτρων του δικτύου.....</b>	<b>99</b>
<b>4.4.4 Εκπαίδευση του δικτύου.....</b>	<b>100</b>
<b>4.5 Ανακεφαλαίωση.....</b>	<b>133</b>
<b>ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>134</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>136</b>

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΡΩΝ

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

### ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ ΣΤΗΝ ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣ ΚΑΙ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ

#### 1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Χωρίς αμφιβολία, το ενδιαφέρον και η σημασία της πρόβλεψης έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία τριάντα 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 στη ραγδαία αύξηση του πλήθους των μεθόδων πρόβλεψης. Υπάρχουν βέβαια και κάποιες αξιοσημείωτες εξαιρέσεις όπου πρακτικά 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 το 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, έλεγχο αγοράς και απογραφών καθώς και 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.

Στην επιστήμη των προβλέψεων πάντα υπήρχαν διαφωνίες μεταξύ των θεωρητικών προβλέψεων και των πρακτικών αποτελεσμάτων. Ο σημαντικότερος λόγος τέτοιων ασυμφωνιών 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 την σειρά τους έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια από μεθόδους χρονοσειρών οι οποίες δεν περιλαμβάνουν επεξηγηματικές μεταβλητές. Παραπέρα, στις μεθόδους χρονοσειρών, οι περισσότερο

πολύπλοκες και στατιστικά εξειδικευμένες μέθοδοι θα πρέπει να είναι καλύτερες από τις βασικές και στατιστικά απλές προσεγγίσεις.

Πέραν των υπαρχόντων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για τη βελτίωση του μοντέλου, η προσαρμογή των μοντέλων και η παραγωγή προβλέψεων δεν είναι το ίδιο πράγμα. Η ελαχιστοποίηση του σφάλματος προσαρμογής του μοντέλου δεν εγγυάται μικρότερα σφάλματα στην παραγωγή προβλέψεων εκτός και αν ισχύει η υπόθεση της σταθερότητας. Αυτή η υπόθεση είναι σημαντική για κάθε στατιστική μέθοδο και εξαιρετικά χρήσιμη για την πρόβλεψη. Αυτό απλά σημαίνει ότι 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 εγγυηθεί η 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 αναγνωρισθεί θεωρητικά δεν θα είναι κατ' ανάγκη και οι καλύτερες πρακτικά.

Δυστυχώς στην πραγματικότητα υπάρχουν συγκεκριμένες αλλαγές, δομικές αλλαγές στην οικονομία, αλλαγές θέσεων και σκέψεων, πολιτικές κινήσεις που μεταβάλλουν τις υπάρχουσες τάσεις, νέες τεχνολογικές βελτιώσεις κλπ. 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 διαφορετικά δεν θα ήταν ένα πρόσφορο και πρακτικό πεδίο. Η σημαντική ερώτηση τότε 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.

Οι μέθοδοι προβλέψεων που θα παρουσιαστούν σε αυτό το κεφάλαιο αφορούν την ανάλυση παλινδρόμησης (regression analysis) και την ανάλυση χρονοσειρών (time series analysis). Η ανάλυση παλινδρόμησης είναι μια μέθοδος πρόβλεψης που αποσκοπεί στον προσδιορισμό των ποσοτικών σχέσεων μεταξύ των εμπλεκόμενων μεταβλητών και στην δημιουργία προβλέψεων, με βάση τις ποσοτικές αυτές σχέσεις. Από την άλλη πλευρά, η ανάλυση χρονοσειρών ασχολείται αποκλειστικά με την διερεύνηση της διαχρονικής συμπεριφοράς των τιμών μιας μεταβλητής, οι παρατηρήσεις της οποίας προέρχονται από χρονοσειρά.

## 1.2 ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ

Η πρόβλεψη της εξεταζόμενης οικονομικής μεταβλητής στις ποσοτικές μεθόδους στηρίζεται στην ποσοτική ανάλυση αριθμητικών δεδομένων. Οι υποκειμενικές εκτιμήσεις των διοικητικών στελεχών δεν χρησιμοποιούνται ως εισροές δεδομένων στις μεθόδους αυτές. Ορισμένες από τις ποσοτικές μεθόδους είναι αρκετά άπλες στην εφαρμογή τους, ενώ άλλες περισσότερο πολύπλοκες.

Πρωταρχικό σκοπός των ποσοτικών μεθόδων προβλέψεων είναι η διερεύνηση του τρόπου δημιουργίας των τιμών της υπό εξέταση οικονομικής μεταβλητής. Αν ο σκοπός αυτός επιτευχτεί με επιτυχία, τότε η διαμόρφωση προβλέψεων που αφορούν τη μελλοντική εξέλιξη των τιμών της συγκεκριμένης μεταβλητής μπορεί να πραγματοποιηθεί με την εφήμερη της χρησιμοποιημένης μεθόδου. Αυτό σημαίνει ότι εφαρμόζεται εκείνη η μέθοδος που ερμηνεύει με τον καλύτερο τρόπο τη συμπεριφορά των τιμών της μεταβλητής για να δημιουργηθούν οι προβλέψεις.

Η διερεύνηση της συμπεριφοράς ενός φαινομένου στηρίζεται στην ποσοτική επεξεργασία ενός αριθμού παρατηρήσεων μιας ή περισσότερων μεταβλητών. Η παραγωγή αριθμητικών εκτιμήσεων από αφορούν τη μελλοντική εξέλιξη των τιμών μιας μεταβλητής, η οποία ερμηνεύει τη συμπεριφορά του υπό εξέταση φαινομένου αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για να επιτευχτεί επιτυχώς ο στόχος αυτής της προσπάθειας. Αυτό επιτυγχάνεται με την εφαρμογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης.



Η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της μεταβλητής σύμφωνα με την ανάλυση χρονοσειρών μπορεί να προσέλθει από τις ακόλουθες τρεις κατηγορίες μεθόδων προβλέψεων:

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης που είναι τεχνικές με τις οποίες προσδιορίζονται οι μελλοντικές τιμές μιας μεταβλητής με βάση τον τρόπο εφαρμογή τους. Οι τεχνικές αυτές ονομάζονται μέθοδοι εξομάλυνσης, διότι η δημιουργία των προβλέψεων προέρχεται από την εξομάλυνση της διαχρονικής εξέλιξης των τιμών της μεταβλητής, ώστε να αναγνωριστεί καλύτερα ο τρόπος συμπεριφοράς της.

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 τυχαιότητας που υπάρχει στην ιστορική ακολουθία και έχει σαν αποτέλεσμα η πρόβλεψη να βασίζεται στο εξομαλυμένο πρότυπο συμπεριφοράς των δεδομένων.

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης διακρίνονται σε δυο 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.

Οι μέθοδοι αποσύνθεσης που αναγνωρίζουν τέσσερις ξεχωριστές συνιστώσες που χαρακτηρίζουν τις χρονοσειρές και τις απομονώνουν. Πρόκειται για την τάση, τον κύκλο, την εποχικότητα 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 εποχικότητα 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 τριών πρώτων συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχικότητα) 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 εποχικότητας, της τάσης και τέλος της κυκλικότητας. Το υπόλοιπο θεωρείται ότι είναι η τυχαιότητα που, αν και δεν μπορεί να προβλεφθεί, μπορεί να αναγνωρισθεί.

Τέλος, η *ανάλυση ARIMA* (Autoregressive Integrated Moving Average Analysis) ή σε ελληνική μετάφραση 'αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου' είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία περιγράφεται η 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.

### **1.3 ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ**

Η ανάλυση παλινδρόμησης (regression analysis) μελετά την συμπεριφορά ενός οικονομικού φαινομένου, στο οποίο εμπλέκονται πάνω από μια μεταβλητές. Διερευνά την ποσοτική σχέση που μπορεί να υπάρχει μεταξύ μιας οικονομικής μεταβλητής, η οποία ονομάζεται εξαρτημένη μεταβλητή και μιας ή περισσότερων άλλων οικονομικών μεταβλητών που ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές. Στατιστικές και μαθηματικές μεθόδους αποτελούν την βάση αυτής της μεθοδολογίας, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση των εμπειρικών σχέσεων μεταξύ των οικονομικών μεταβλητών που ερμηνεύουν τη συμπεριφορά του φαινομένου. Πιο συγκεκριμένα, με την ανάλυση της παλινδρόμησης επιτυγχάνεται η ταυτοποίηση της

ποσοτικής σχέσης που υπάρχει μεταξύ των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής και των τιμών μια άλλης ή περισσότερων άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών, οι παρατηρήσεις των οποίων μπορεί να πηγάζουν είτε από διαστρωματικά στοιχεία είτε από χρονοσειρές. Απώτερος σκοπός της ανάλυσης παλινδρόμησης είναι η πρόβλεψη των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής με βάση συγκεκριμένες τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών, δηλαδή να προβλεφθεί η μελλοντική εξέλιξη των τιμών της μεταβλητής που ερμηνεύει το φαινόμενο που εξετάζεται.

Θα πρέπει να αναφερθεί ότι η ανάλυση της παλινδρόμησης εξετάζει γραμμικές σχέσεις και διακρίνεται σε απλή και πολλαπλή παλινδρόμηση, ανάλογα με το αν χρησιμοποιούνται μια ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Έτσι, αν η συμπεριφορά της εξαρτημένης μεταβλητής καθορίζεται από μια ανεξάρτητη μεταβλητή, εφαρμόζεται η απλή γραμμική παλινδρόμηση (simple linear regression). Αντίθετα, αν υπάρχουν περισσότερες από μίας ανεξάρτητες μεταβλητές, εφαρμόζεται η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (multiple linear regression).

### **1.3.1 ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΠΛΗΣ ΓΡΑΜΜΙΚΗΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ**

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται η ανάλυση συσχέτισης, απαραίτητη προϋπόθεση για την εφαρμογή της οποίας είναι η παρουσία δυο μόνο μεταβλητών στο εξεταζόμενο φαινόμενο. Ο ορός συσχέτιση μεταξύ δυο μεταβλητών  $X$  και  $Y$  χρησιμοποιείται για να περιγράψει την εξάρτηση που υπάρχει μεταξύ των μεταβλητών αυτών. Για την μέτρηση της χρησιμοποιείται ο συντελεστής συσχέτισης,

με την προϋπόθεση βεβαία ότι η σχέση εξάρτησης των δυο μεταβλητών είναι γραμμική. Ο συντελεστής συσχέτισης δυο τυχαίων μεταβλητών μετρά το βαθμό συμμεταβολής, θετικής ή αρνητικής των δυο μεταβλητών, δηλαδή είναι ένα μέτρο της έντασης εξάρτησης μεταξύ των δυο μεταβλητών.

Ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης του δείγματος (sample linear correlation coefficient) δυο τυχαίων μεταβλητών  $X$  και  $Y$ , ο οποίος συμβολίζεται με  $r$ , είναι ανεξάρτητος των μονάδων μέτρησης των δυο μεταβλητών και έχει διάστημα τιμών μεταξύ  $-1$  και  $+1$ . Έτσι, για ένα δείγμα  $n$  παρατηρήσεων των μεταβλητών  $X$  και  $Y$ , δηλαδή για τα ζεύγη των τιμών  $(X_t, Y_t)$ , για  $t=1,2,\dots,n$ , ο δειγματικός συντελεστής συσχέτισης ορίζεται ως εξής:

$$r = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)}\sqrt{Var(Y)}} \quad (1.1)$$

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

Όπου  $r$  είναι η συνδιακύμανση (covariance) μεταξύ των δυο τυχαίων μεταβλητών  $X$  και  $Y$ .

Η συνδιακύμανση μετρά τον βαθμό της γραμμικής σχέσης μεταξύ των μεταβλητών  $X$  και  $Y$  και εξαρτάται, όπως και η διακύμανση, από τις μονάδες μέτρησης των μεταβλητών. Ο βαθμός εξάρτησης των δυο μεταβλητών προσδιορίζεται από το πρόσημο της συνδιακύμανσης, το οποίο καθορίζει την κατεύθυνση της γραμμικής

σχέσης μεταξύ των δυο μεταβλητών. Αν το πρόσημο είναι θετικό, αυτό δηλώνει ότι υπάρχει τάση συσχέτισης υψηλών τιμών της μεταβλητής  $X$  με υψηλές τιμές της μεταβλητής  $Y$  και αντίστροφα. Το αντίθετο συμβαίνει όταν το πρόσημο της συνδιακύμανσης είναι αρνητικό.

Από την σχέση (1.1) προκύπτει ότι ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης  $r$ , σε αντίθεση με την συνδιακύμανση, είναι ανεξάρτητος των μονάδων μέτρησης των μεταβλητών. Επίσης το πρόσημο του εξαρτάται από το πρόσημο της συνδιακύμανσης των μεταβλητών  $X$  και  $Y$ , εφόσον ο παρονομαστής της σχέσης (1.1) είναι πάντα θετικός.

Η χρήση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης (simple linear regression) ενδείκνυται για τον προσδιορισμό της συμπεριφοράς των τιμών της μεταβλητής  $Y$  με βάση τις τιμές της μεταβλητής  $X$  με την βοήθεια της οποίας προσδιορίζεται ποσοτικά η συγκεκριμένη γραμμική σχέση εξάρτησης που υπάρχει μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$  και μιας ανεξάρτητης μεταβλητής  $X$ , οι τιμές της οποίας επηρεάζουν τον τρόπο συμπεριφοράς των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$ .

### ***Καθορισμός του υποδείγματος***

Η μαθηματική έκφραση του μοντέλου της απλής γραμμικής παλινδρόμησης των δυο μεταβλητών  $X$  και  $Y$  δίνεται, για  $t=1,2,\dots,n$ , από την ακόλουθη σχέση:

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_t \quad (1.2)$$

Όπου  $\alpha$  είναι ο σταθερός όρος,  $\beta$  είναι η κλίση του γραμμικού υποδείγματος αντίστοιχα και  $\varepsilon$  το τυχαίο σφάλμα (random error) της παλινδρόμησης.

Το μοντέλο (1.2) ονομάζεται απλό γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης (simple linear regression model) και εκφράζει τη θεωρητική πληθυσμιακή γραμμική σχέση που υπάρχει μεταξύ των μεταβλητών  $X$  και  $Y$ . Τα  $\alpha$  και  $\beta$  είναι οι άγνωστοι πληθυσμιακοί παράμετροι του μοντέλου που ονομάζονται συντελεστές παλινδρόμησης (regression coefficients), τις τιμές των οποίων προσδιορίζονται με βάση τις παρατηρήσεις των μεταβλητών  $X$  και  $Y$  ενός συγκεκριμένου δείγματος. Έτσι, σύμφωνα με το μοντέλο (1.2) οι τιμές  $Y$  της εξαρτημένης μεταβλητής προσδιορίζονται από ένα συστηματικό μέρος, το  $(\alpha + \beta X_t)$  που περιλαμβάνει τις ανεξάρτητες μεταβλητές  $X_t$  και από ένα τυχαίο μέρος  $\varepsilon$ , το οποίο περιλαμβάνει όλους τους άλλους παράγοντες που δεν λαμβάνονται υπόψη στο παραπάνω μοντέλο.

### ***Εκτίμηση του υποδείγματος***

Το επόμενο στάδιο μετά την παρουσίαση του απλού γραμμικού υποδείγματος είναι η εκτίμηση του. Πιο συγκεκριμένα προσδιορίζονται οι τιμές των συντελεστών της σχέσης (1.2) με βάση τις διαθέσιμες παρατηρήσεις των μεταβλητών  $X$  και  $Y$ . Η εκτίμηση του απλού γραμμικού υποδείγματος, αν συμβολίσουμε τους εκτιμητές των συντελεστών  $\alpha$  και  $\beta$  με  $\hat{\alpha}$  και  $\hat{\beta}$  αντίστοιχα, δίνεται από την σχέση:

$$\hat{Y}_t = \alpha + \beta \hat{X}_t \quad (1.3)$$

Όπου  $\hat{Y}_t$  είναι οι τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής Y που προκύπτουν από την εκτίμηση του υποδείγματος. Η εκτίμηση των συντελεστών  $\alpha$  και  $\beta$  γίνεται με την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Οι τιμές των εκτιμώμενων συντελεστών  $\hat{\alpha}$  και  $\hat{\beta}$  προκύπτουν, σύμφωνα με την μέθοδο αυτή, από την ελαχιστοποίηση του αθροίσματος των τετραγώνων των τιμών των καταλοίπων (residuals). Η διάφορα μεταξύ των πραγματικών τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής και των εκτιμώμενων ορίζεται σαν κατάλοιπο. Οι τιμές των καταλοίπων συμβολίζονται με  $\hat{\varepsilon}_t$  και ορίζονται για  $t=1,2,\dots,n$ , ως:

$$\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (1.4)$$

Το επόμενο βήμα μετά τον ορισμό των καταλοίπων είναι η εκτίμηση των συντελεστών  $\alpha$  και  $\beta$  του υποδείγματος, που προκύπτει με την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων με την ελαχιστοποίηση της ακόλουθης σχέσης:

$$\min_{\hat{\alpha}, \hat{\beta}} SS = \sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_t) \quad (1.5)$$

Θέτοντας τις πρώτες μερικές παραγώγους της συνάρτησης SS ως προς και ίσες με μηδέν, προκύπτουν οι σχέσεις:

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \hat{\beta} \bar{X} \quad (1.6)$$

και



$$\hat{\beta} = \frac{n \sum_{t=1}^n X_t Y_t - (\sum_{t=1}^n X_t)(\sum_{t=1}^n Y_t)}{n \sum_{t=1}^n X_t^2 - (\sum_{t=1}^n X_t)^2} \quad (1.7)$$

Όπου είναι οι δειγματικοί μέσοι όροι των μεταβλητών Y και X αντίστοιχα και ορίζονται ως:

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t \quad \text{και} \quad \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t \quad (1.8)$$

### Πρόβλεψη

Το εκτιμηθέν γραμμικό υπόδειγμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να την πρόβλεψη των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής Y για δεδομένες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής X κατά τον ακόλουθο τρόπο. Έστω ότι δύναται διαθέσιμη μια νέα επιπρόσθετη παρατήρηση της ανεξάρτητης μεταβλητής X, στον χρόνο  $t=n+1$ , την οποία για λόγους ευκολίας συμβολίζεται ως  $X_0$ . Αν αντικατασταθεί η τιμή αυτή στο εκτιμηθέν υπόδειγμα της σχέσης (1.3), η αντίστοιχη τιμή  $\hat{Y}_0$  της εξαρτημένης μεταβλητής X προσδιορίζεται ως εξής:

$$\hat{Y}_0 = \hat{\alpha} + \hat{\beta} X_0 \quad (1.9)$$

Η τιμή της  $\hat{Y}_0$  δηλώνει την πιθανή τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής που αναμένεται να εμφανιστεί και φανερώνει την προβλεπόμενη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής με βάση το εκτιμηθέν υπόδειγμα. Ωστόσο υπάρχει μεγαλύτερο ενδιαφέρον στην πρόβλεψη της πραγματικής τιμής  $Y_0$  της εξαρτημένης μεταβλητής, που αναφέρεται στην τιμή  $X_0$  της ανεξάρτητης μεταβλητής, παρά στην πρόβλεψη της εκτιμηθείσας τιμής  $\hat{Y}_0$ . Γιατί τον λόγο υπολογίζεται παρακάτω το  $100(1-\alpha)\%$  διάστημα εμπιστοσύνης για την πραγματική τιμή ως εξής:

$$\hat{Y}_0 - t_{n-2, \alpha/2} se(Y_0) \leq Y_0 \leq \hat{Y}_0 + t_{n-2, \alpha/2} se(Y_0) \quad (1.10)$$

Όπου η διακύμανση της  $Y_0$  υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$Var(Y_0) = s^2 \left[ 1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (1.11)$$

Και 
$$se(Y_0) = \sqrt{Var(Y_0)} \quad (1.12)$$

Το εύρος τιμών, όντος του οποίου αναμένετε να βρεθεί η πραγματική τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής με συγκεκριμένη πιθανότητα προσδιορίζεται από το παραπάνω διάστημα εμπιστοσύνης της πρόβλεψης για την πραγματική τιμή  $Y_0$  της εξαρτημένης μεταβλητής. Μάλιστα όπως φαίνεται και από τις σχέσεις (1.10) και (1.11), όσο πιο μικρή είναι η τιμή της διακύμανσης της πρόβλεψης, τόσο πιο μικρό γίνεται το εύρος των τιμών της πρόβλεψης που προσδιορίζεται από το παραπάνω διάστημα εμπιστοσύνης με αποτέλεσμα μεγαλύτερη ακρίβεια στις τιμές της πρόβλεψης.

### 1.3.2 ΠΟΛΛΑΠΛΗ ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

Το απλό γραμμικό μοντέλο που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$ , όταν η συμπεριφορά της εξαρτάται από μια και μόνο ανεξάρτητη μεταβλητή  $X$ . Όμως, κατά την διερεύνηση της συμπεριφοράς των οικονομικών φαινομένων είναι εύλογο η εξαρτημένη μεταβλητή να εξαρτάται από περισσότερες από μι ανεξάρτητες μεταβλητές. Στην περίπτωση αυτή εφαρμόζεται η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (multiple linear regression), στην οποία περιλαμβάνονται όλες εκείνες οι ανεξάρτητες μεταβλητές που επηρεάζουν σημαντικά την συμπεριφορά της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$ . Αυτό γίνεται για να ταυτοποιηθεί καλύτερα το μοντέλο συμπεριφοράς των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής και για να αποκτηθούν στην συνέχεια πιο ακριβείς προβλέψεις των μελλοντικών τιμών της.

#### ***Καθορισμός του υποδείγματος***

Έτσι ,αν υποτεθεί ότι υπάρχουν  $k$ ,  $k>1$ , ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή οι  $X_1, X_2, \dots, X_k$ , οι τιμές των οποίων προσδιορίζουν τη συμπεριφορά των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$ . Το πολλαπλό γραμμικό μοντέλο δίνεται τότε, για  $t=1,2,\dots,n$ , από την ακόλουθη σχέση:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t \quad (1.13)$$

Όπου  $\varepsilon$  είναι το τυχαίο σφάλμα του υποδείγματος. Όπως και στο απλό γραμμικό μοντέλο, οι τιμές του τυχαίου σφάλματος εκφράζουν όλους τους άλλους παράγοντες που δεν λαμβάνονται υπόψη στο μοντέλο.

Το υπόδειγμα της σχέσης (1.13) δηλώνει τη θεωρητική πληθυσμιακή σχέση που υπάρχει μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$  και των  $k$  ανεξάρτητων μεταβλητών και ονομάζεται πολλαπλό γραμμικό μοντέλο (multiple linear regression model). Οι συντελεστές του υποδείγματος  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  είναι οι  $(k+1)$  άγνωστοι πληθυσμιακοί παράμετροι, τις τιμές των οποίων επιδιώκεται να προσδιοριστούν με βάση τις διαθέσιμες παρατηρήσεις των μεταβλητών. Σύμφωνα με το υπόδειγμα αυτό, οι τιμές  $Y$  της εξαρτημένης μεταβλητής  $Y$  προσδιορίζονται από ένα συστηματικό μέρος, το  $(\beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t)$  και από ένα τυχαίο μέρος, που δίνεται από τις τιμές  $\varepsilon$  του τυχαίου σφάλματος, όπως ανάλογα ισχύει και στο απλό γραμμικό υπόδειγμα.

### ***Εκτίμηση του υποδείγματος***

Το υπόδειγμα της σχέσης (1.13) δηλώνει την θεωρητική πληθυσμιακή σχέση που υπάρχει μεταξύ της μεταβλητής  $Y$  και των  $k$  ανεξάρτητων μεταβλητών. Οι συντελεστές όμως του υποδείγματος είναι άγνωστοι πληθυσμιακοί παράμετροι, τις τιμές των οποίων επιδιώκεται να εκτιμηθούν με βάση τις διαθέσιμες παρατηρήσεις

των μεταβλητών ενός δείγματος. Αν  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$  είναι οι εκτιμητές των συντελεστών  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$  αντίστοιχα, τότε η εκτιμηθείσα μορφή του πολλαπλού γραμμικού υποδείγματος, για  $t=1,2,\dots,n$ , δίνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1t} + \hat{\beta}_2 X_{2t} + \dots + \hat{\beta}_k X_{kt} \quad (1.13)$$

Όπου  $\hat{Y}_t$  είναι οι εκτιμηθείσες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής. Το υπόδειγμα (1.13) εκφράζει την δειγματική γραμμική σχέση που υπάρχει μεταξύ της μεταβλητής  $Y$  και των  $k$  ανεξάρτητων καβαλέτων. Οι τιμές των καταλοίπων, όπως και στο απλό γραμμικό υπόδειγμα, θεωρούνται εκτιμήσεις των τιμών του τυχαίου σφάλματος και ορίζονται για  $t=1,2,\dots,n$ , ως:

$$\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{Y}_t$$

(1.14)

Το επόμενο βήμα μετά τον ορισμό των καταλοίπων είναι η εκτίμηση των συντελεστών  $\alpha$  και  $\beta$  του υποδείγματος, που προκύπτει με την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων με την ελαχιστοποίηση της ακόλουθης σχέσης:

$$\min_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k} SS = \sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{1t} - \dots - \hat{\beta}_k X_{kt})^2 \quad (1.15)$$

Από τις συνθήκες πρώτης τάξεως, δηλαδή λαμβάνοντας τις πρώτες μερικές παραγώγους της (1.15) ως προς του εκτιμητές  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$  και θέτοντας αυτές ίσες με μηδέν, προκύπτει ένα σύστημα  $(k+1)$  εξισώσεων με  $(k+1)$  άγνωστους, οι λύσεις των οποίων δίνουν τις εκτιμήσεις των συντελεστών του υποδείγματος. Επίσης, αποδεικνύεται ότι ικανοποιούνται και οι συνθήκες δεύτερης τάξεως και κατά

συνέπεια οι τιμές των εκτιμητών ελαχιστοποιούν το άθροισμα των τετραγώνων των τιμών των καταλοίπων.

### **Πρόβλεψη**

Η δημιουργία προβλέψεων των τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής προϋποθέτει ένα σωστό εκτιμηθέν υπόδειγμα. Η δημιουργία προβλέψεων επιτυγχάνεται κατά ανάλογο τρόπο, όπως παρουσιάστηκε και στο απλό γραμμικό υπόδειγμα. Πιο ειδικά, για κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή του υποδείγματος, είναι αναγκαία μια νέα επιπρόσθετη τιμή ώστε να διαμορφωθούν οι προβλέψεις. Οι νέες αυτές τιμές αναφέρονται στην (n+1) παρατήρηση των ανεξαρτήτων μεταβλητών  $X_1, X_2, \dots, X_k$  και για λόγους ευκολίας συμβολίζονται με  $X_{10}, X_{20}, \dots, X_{k0}$ , αντί για  $X_{1,n+1}, X_{2,n+1}, \dots, X_{k,n+1}$  αντίστοιχα. Έτσι, η πρόβλεψη της εκτιμηθείσας τιμής  $\hat{Y}_0$  υπολογίζεται με βάση το εκτιμηθέν πολλαπλό γραμμικό υπόδειγμα (1.13) ως εξής:

$$\hat{Y}_0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{10} + \hat{\beta}_2 X_{20} + \dots + \hat{\beta}_k X_{k0} \quad (1.16)$$

Η τιμή  $\hat{Y}_0$  χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό του  $100(1-\alpha)\%$  διαστήματος εμπιστοσύνης της πραγματικής τιμής  $Y_0$  της εξαρτημένης μεταβλητής, το οποίο προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$\hat{Y}_0 - t_{n-k-1, \alpha/2} se(Y_0) \leq Y_0 \leq \hat{Y}_0 + t_{n-k-1, \alpha/2} se(Y_0) \quad (1.17)$$

Ενώ η τιμή του  $se(Y_0)$  υπολογίζεται από ένα πολύπλοκο τύπο και δίνεται από τα υπολογιστικά πακέτα της πολλαπλής παλινδρόμησης.

## **1.4 ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ**

Η ανάλυση των χρονοσειρών (time series analysis) θεωρείται σαν το πιο διαδεδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης. Εφαρμόζεται όταν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα για την τιμή του υπό πρόβλεψη μεγέθους σε προηγούμενες και σταθερές χρονικές περιόδους (π.χ. έτη, τρίμηνα, μήνες κ.λπ.). Βασίζεται στην λογική ότι η μεταβολή της τιμής του μεγέθους που εξετάζεται ακολουθεί ένα συγκεκριμένο χρονικά επαναλαμβανόμενο πρότυπο το οποίο παραμένει σταθερό. Η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της μεταβλητής σύμφωνα με την ανάλυση χρονοσειρών μπορεί να προέλθει από τις τρεις κατηγορίες μεθόδων προβλέψεων που αναλύονται στις επόμενες ενότητες.

### **1.4.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗΣ**

Η μεθοδολογία της ανάλυσης παλινδρόμησης που έχει ως τελικό σκοπό τη δημιουργία προβλέψεων για τις τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής, όπως αυτές προσδιορίζονται από ένα σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις στις οποίες είναι δύσκολο να προσδιοριστεί η σχέση μεταξύ των μεταβλητών ή δεν υπάρχουν διαθέσιμες οι παρατηρήσεις των μεταβλητών που επηρεάζουν σημαντικά τη συμπεριφορά της εξαρτημένης μεταβλητής. Σε αυτές τις περιπτώσεις η ανάλυση της παλινδρόμησης δεν ενδείκνυται για τη διαμόρφωση προβλέψεων μιας μεταβλητής.

Η δυσκολία της ανάλυσης παλινδρόμησης να εφαρμοστεί στις παραπάνω περιπτώσεις έκανε αναγκαία την ανάπτυξη άλλων μεθόδων πρόβλεψης, όπως οι πλέον γνωστές μέθοδοι εξομάλυνσης που είναι τεχνικές με τις οποίες προσδιορίζονται οι μελλοντικές τιμές μιας μεταβλητής, τα δεδομένα της οποίας προέρχονται αποκλειστικά από χρονοσειρές. Οι τεχνικές αυτές ονομάζονται μέθοδοι εξομάλυνσης, διότι η δημιουργία των προβλέψεων προέρχεται από την εξομάλυνση της διαχρονικής εξέλιξης των τιμών της μεταβλητής, με απώτερο σκοπό την αναγνώριση του τρόπου συμπεριφοράς της.

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης εφαρμόζονται για μεταβλητές, τα δεδομένα των οποίων προέρχονται αποκλειστικά από χρονοσειρές, δηλαδή από παρατηρήσεις που έχουν καταγράψει κατά τη διάρκεια ίσων διαδοχικών χρονικών περιόδων, ενώ ο αριθμός των διαθέσιμων παρατηρήσεων της μεταβλητής δεν εμποδίζει την εφαρμογή των μεθόδων εξομάλυνσης.

Δυο στάδια χαρακτηρίζουν τη διαδικασία δημιουργίας των προβλέψεων για μια μεταβλητή, όπως και στην ανάλυση παλινδρόμησης, το στάδιο της αναγνώρισης και το στάδιο της διαμόρφωσης των προβλέψεων. Στο πρώτο στάδιο, αναγνωρίζεται και κατά συνέπεια προσδιορίζεται ο πλέον αντιπροσωπευτικός τρόπος δημιουργίας των τιμών της μεταβλητής, έχοντας διαθέσιμα τα δεδομένα της χρονοσειράς. Αφού επιτευχτεί αυτό, χρησιμοποιείται η αποκτηθείσα πληροφόρηση, στο δεύτερο στάδιο για τον σχηματισμό των μελλοντικών τιμών της μεταβλητής. Η διαδικασία αυτή



βασίζεται στην υπόθεση ότι δεν αναμένονται να υπάρξουν σοβαρές αλλαγές στον τρόπο δημιουργίας των τιμών της συγκεκριμένης μεταβλητής, ώστε η πληροφόρηση που αποκτήθηκε στο πρώτο στάδιο να ισχύει και στο δεύτερο για την δημιουργία των προβλέψεων.

#### **1.4.1.1 ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ**

Τα κριτήρια αξιολόγησης των μεθόδων προβλέψεων τα οποία χρησιμοποιούνται για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου βασίζονται στο πόσο μακριά ή κοντά είναι οι προβλεπόμενες τιμές από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές της χρονοσειράς. Όσο πιο μικρές είναι οι αποκλίσεις αυτές, τόσο πιο καλή θεωρείται ότι είναι η μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε, δεδομένου ότι είναι σε θέση να προσδιορίσει με σχετικά μεγάλη ακρίβεια τις τιμές της χρονοσειράς. Αναμφισβήτητα, η αξιοπιστία των προβλέψεων εξαρτάται όχι μόνο από τη μέθοδο πρόβλεψης, αλλά και από την ποιότητα και τον αριθμό των διαθέσιμων παρατηρήσεων της μεταβλητής.

Καθένα από τα κριτήρια που θα παρουσιαστούν στην συνέχεια, ορίζεται από μια συγκεκριμένη συναρτησιακή σχέση των σφαλμάτων της πρόβλεψης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για την αξιολόγηση μιας μεθόδου πρόβλεψης, αλλά και για την επιλογή της καλύτερης μεταξύ δυο ή περισσότερων εναλλακτικών μεθόδων πρόβλεψης.

### **ΜΕΣΗ ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ**

Ένα πολύ απλό και εύκολο στην χρήση του κριτήριο είναι η μέση απόλυτη απόκλιση MAD (Mean Absolute Deviation), το οποίο ορίζεται ως το άθροισμα των απολυτών τιμών του σφάλματος της πρόβλεψης διαιρούμενο με τον αριθμό των περιόδων  $n$ , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (1.18)$$

Το MAD υπολογίζει τη μέση τιμή των απολυτών αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές και εφόσον στον υπολογισμό του λαμβάνονται υπόψη μόνο οι απόλυτες τιμές των σφαλμάτων και όχι οι πραγματικές τιμές τους, ερμηνεύεται σχετικά εύκολα. Αυτό σημαίνει ότι το MAD είναι ανεξάρτητο από θετικές ή αρνητικές τιμές του σφάλματος.

### **ΜΕΣΟ ΣΦΑΛΜΑ ΤΕΤΡΑΓΩΝΟΥ**

Ένα άλλο κριτήριο που χρησιμοποιείται στην πράξη για την αξιολόγηση των μεθόδων προβλέψεων είναι το μέσο σφάλμα τετραγώνου MSE (Mean Squared Error), το οποίο ορίζεται ως το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων διαιρούμενο με τον αριθμό των χρονικών προόδων  $n$ , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (1.19)$$

Το MSE είναι ένα μέτρο της διασποράς της κατανομής των σφαλμάτων πρόβλεψης, υπολογίζει δηλαδή τη μέση τιμή των τετραγώνων των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές, έχει το μειονέκτημα όμως ότι μεγεθύνει μεγάλες αποκλίσεις επειδή υψώνει το σφάλμα στο τετράγωνο. Για τον λόγο αυτό, επειδή η ερμηνεία του MSE είναι δυσνόητη και εφαρμόζεται μόνο όταν επιθυμείται πολλές μικρές αποκλίσεις έναντι μιας πολύ μεγάλης, χρησιμοποιείται η θετική τιμή της τετραγωνικής του ρίζας, στον υπολογισμό της οποίας λαμβάνονται υπόψη μόνο οι απόλυτες τιμές των σφαλμάτων και όχι οι πραγματικές τιμές τους και ονομάζεται τετραγωνική ρίζα μέσου σφάλματος τετραγώνου RMSE (Root Mean Squared Error), η οποία δίνεται από την σχέση:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (1.20)$$

#### 1.4.1.2 ΑΠΛΟΣ ΚΙΝΗΤΟΣ ΜΕΣΟΣ

Η μέθοδος του απλού κινητού μέσου (simple moving average) είναι μια πολύ απλή μέθοδος προβλέψεων που βασίζεται στην πρόβλεψη της τιμής του αριθμητικού μέσου όρου των  $m$  πλέον πρόσφατων παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Και αυτό γιατί οι πλέον πρόσφατες παρατηρήσεις της χρονοσειράς θεωρούνται περισσότερο αντιπροσωπευτικές για την δημιουργία προλήψεων από ότι οι πιο απομακρυσμένες στο παρελθόν. Επειδή η τιμή του μέσου όρου αυτός δεν είναι σταθερή, αλλά

αναπροσαρμόζεται κάθε φορά που μια νέα παρατήρηση της χρονοσειράς γίνεται διαθέσιμη, αυτός ονομάζεται ονομάζεται κινητός.

Ειδικότερα, οι προβλέψεις μιας χρονοσειράς  $Y_t$ , για  $t=1,2,\dots,n$ , δημιουργούνται με τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου ως εξής:

$$\hat{Y}_{t+1} = M_{t+1} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m Y_{t-j+1} = \frac{1}{m} (Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-m+1})$$

(1.21)

Όπου  $\hat{Y}_{t+1}$  είναι η πρόβλεψη για την περίοδο  $(t+1)$  και  $m$  ο αριθμός των περιόδων που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της τιμής του μέσου όρου. Η πρόβλεψη συμβολίζεται επίσης και με  $M_{t+1}$  για να δηλώσει τη μέθοδο του απλού κινητού μέσου που εφαρμόστηκε.

Η γνώση της τιμής του  $m$  είναι απαραίτητη προϋπόθεση για την εφαρμογή της μεθόδου αυτής. Αν η τιμή του  $m$  είναι γνωστή, τότε μπορεί να εφαρμοστεί η σχέση (1.7) για την δημιουργία της πρόβλεψης της περιόδου  $(t+1)$ . Η πρόβλεψη που προκύπτει στην περίπτωση αυτή είναι ο αριθμητικός μέσος όρος των  $m$  πιο πρόσφατων παρατηρήσεων της χρονοσειράς και για τον λόγο αυτό η μέθοδος ονομάζεται και απλός κινητός μέσος  $m$ -περιόδων. Συνήθως, επειδή η τιμή του  $m$  δεν είναι πάντα προκαθορισμένη, για να προσδιοριστεί η τιμή του  $m$  εφαρμόζεται η μέθοδος του απλού κινητού μέσου στη χρονοσειρά για διαφορετικές τιμές του  $m$  και επιλέγεται εκείνη η τιμή του  $m$  που ελαχιστοποιεί την τιμή του κριτηρίου MSE ή κάποιου άλλου κριτηρίου.

### 1.4.1.3 ΑΠΛΗ ΕΚΘΕΤΙΚΗ ΕΞΟΜΑΛΥΝΣΗ

Η μέθοδος του απλού κινητού μέσου m-περιόδων δίνει ίση βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση, ανεξάρτητα από το ποσό κοντά ή μακριά βρίσκεται σε σχέση με την προβλεπόμενη περίοδο. Για να λυθεί το πρόβλημα αυτό και να δίνεται διαφορετική βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση εφαρμόζεται η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (simple exponential smoothing), σύμφωνα με την οποία οι προβλέψεις δημιουργούνται με βάση κάποιο σταθμικό μέσο όρο. Συγκεκριμένα δίνεται μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις από τι δίνεται στις πιο απομακρυσμένες.

Οι προβλέψεις της χρονοσειράς με βάση της απλή εκθετική εξομάλυνση δημιουργούνται ως εξής:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + \alpha(1-\alpha)Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-2} + \dots \quad (1.22)$$

Όπου η παράμετρος  $\alpha$  ονομάζεται σταθερά εξομάλυνσης (smoothing constant) και λαμβάνει τιμές μεταξύ 0 και 1. Έτσι σύμφωνα με την σχέση (1.8) η πρόβλεψη προκύπτει ως ένας σταθμικός μέσος όρος των παρατηρήσεων της χρονοσειράς, αφού το άθροισμα των συντελεστών της σχέσης (1.8) είναι ίσο με την μονάδα.

Επίσης η σχέση (1.8) φανερώνει ότι όσο αυξάνεται ο αριθμός των χρονικών περιόδων μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής της χρονοσειράς, η βαρύτητα που δίνεται σε κάθε παρατήρηση για τον σχηματισμό των προβλέψεων μειώνεται εκθετικά, κάθε φορά κατά τον όρο  $(1-\alpha)$ . Κατά συνέπεια, όσο πιο μεγάλη είναι η τιμή της παραμέτρου  $\alpha$ , τόσο μεγαλύτερη βαρύτητα δίνεται στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις και πολύ μικρή έως μηδαμινή στις πιο απομακρυσμένες. Αυτό συμβαίνει διότι όσο αυξάνεται η τιμή του  $t$ , τόσο πιο γρήγορα η τιμή του όρου  $(1-\alpha)^t$  τείνει στο μηδέν. Αντίθετα, όσο πιο μικρή είναι η τιμή του  $\alpha$ , τόσο πιο πολλές παρατηρήσεις συμπεριλαμβάνονται στον υπολογισμό των προβλέψεων, δεδομένου ότι οι τιμές των συντελεστών της σχέσης (1.8) δεν μηδενίζονται γρήγορα. Με βάση τη σχέση (1.8) η πρόβλεψη  $\hat{Y}_t$  της χρονοσειράς την περίοδο  $t$ , που γίνεται στην αρχή της περιόδου αυτής, υπολογίζεται ως εξής:

$$\hat{Y}_t = \alpha Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)Y_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-3} + \dots \quad (1.23)$$

Πολλαπλασιάζοντας και τα δυο μέρη της σχέσης (1.9) με  $(1-\alpha)$  και αφαιρώντας την στην συνέχεια από τη σχέση (1.8), προκύπτει η ακόλουθη σχέση:

$$\hat{Y}_{t+1} - \alpha Y_t = (1-\alpha)\hat{Y}_t \quad (1.24)$$

Η σχέση αυτή είναι η μαθηματική έκφραση της μεθόδου της απλής εκθετικής εξομάλυνσης και ορίζεται, για  $t=2,3,\dots,n$  με αρχική συνθήκη  $\hat{Y}_2 = Y_1$ . Σύμφωνα με την σχέση (1.10), η πρόβλεψη  $\hat{Y}_{t+1}$  της περιόδου  $(t+1)$  υπολογίζεται ως ένας σταθμικός μέσος όρος της πραγματικής τιμής  $Y_t$  και της προβλεπόμενης τιμής  $\hat{Y}_t$  της περιόδου  $t$  με βαρύτητα  $\alpha$  και  $(1-\alpha)$  αντίστοιχα.

#### **1.4.2 ΔΙΑΣΠΑΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ**

Η διάσπαση χρονοσειρών είναι μια διαφορετική μέθοδος προσδιορισμού του τρόπου δημιουργίας των τιμών μιας χρονοσειράς. Αντικειμενικός σκοπός της διάσπασης των χρονομέτρων είναι η αναγνώριση των χαρακτηριστικών του μηχανισμού εκείνου, σύμφωνα με τον οποίο διαμορφώνονται οι τιμές της χρονοσειράς. Όταν τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς αναγνωριστούν με επιτυχία, τότε υπάρχει η δυνατότητα να σχηματιστούν καλύτερες προβλέψεις για τις αναμενόμενες μελλοντικές τιμές της εξεταζόμενης χρονοσειράς, θεωρώντας ότι τα χαρακτηριστικά αυτά δεν θα μεταβληθούν στο άμεσο μέλλον.

##### ***Συνθετικά στοιχεία 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 εποχικότητα και οι ασυνέχειες (ή αλλιώς μη-κανονικότητα).

Η κυκλικότητα εμφανίζεται κατά περιόδους και αντιπροσωπεύει τις μεταβολές (ανοδικές ή πτωτικές) λόγω ειδικών οικονομικών ή άλλων συνθηκών (γνωστές με την ονομασία επιχειρηματικός κύκλος). Οι περίοδοι αυτοί είναι συνήθως μεταβαλλόμενοι και έχουν μήκος σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις μεγαλύτερο του έτους. Οι γραφικές

παραστάσεις των χρονοσειρών αποτελούνται από μια κυματοειδής γραμμή που κινείται μεταξύ ενός ανώτατου και ενός κατώτατου ορίου.

Η εποχικότητα αντιπροσωπεύει εκείνες τις περιοδικές διακυμάνσεις που έχουν σταθερό μήκος, μικρότερο του ενός έτους. Η διακύμανση αυτή επαναλαμβάνονται χρονικά με τον ίδιο ακριβώς τρόπο επομένως είναι και άμεσα κατανοητή και προβλέψιμη. Έτσι με την μέτρηση και την απομόνωση αυτής της εποχιακής διακύμανσης λαμβάνονται τα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Επομένως η διαφορά της εποχικότητας από την κυκλικότητα είναι ότι η μεν εποχικότητα επαναλαμβάνεται σε σταθερά χρονικά διαστήματα όπως χρόνος, μήνας, εβδομάδα, η δε κυκλικότητα έχει μεγαλύτερη διάρκεια που διαφέρει από κύκλο σε κύκλο.

Η γενική εικόνα της χρονοσειράς αντιπροσωπεύεται από τον παράγοντα της τάσης η οποία μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή και μπορεί να θεωρηθεί σαν μία μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου όρου των τιμών της χρονοσειράς. Συχνά η τάση προσομοιάζεται κατά προσέγγιση με μια ευθεία γραμμή ή μια εκθετική καμπύλη, χωρίς να αποκλείονται και άλλες οικογένειες καμπυλών.

Για να εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων για το αν μια χρονοσειρά παρουσιάζει ή όχι τάση θα πρέπει να υπάρχει ένας διαθέσιμος ικανός αριθμός παρατηρήσεων καθώς και να μια καλή εκτίμηση του κατάλληλο μήκος περιόδου στο οποίο θα αναζητηθεί η ύπαρξη τάσης. Αυτό γιατί υπάρχει κίνδυνος εάν μια χρονοσειρά παρουσιάζει κυκλικές διακυμάνσεις ανά κάποιο χρονικό διάστημα και το πλήθος των διαθέσιμων παρατηρήσεων είναι μικρότερο από αυτόν τον αριθμό, να εκληφθεί ως τάση η



υπάρχουσα κυκλικότητα της χρονοσειράς και να οδηγηθεί κανείς έτσι σε λανθασμένα συμπεράσματα.

Τέλος υπάρχει πάντα σε αυτές τις περιπτώσεις η συνιστώσα της τυχαιότητας που αναφέρεται σαν σφάλμα. Είναι η λεγόμενη μη-κανονικότητα. Το σφάλμα αυτό υπολογίζεται σαν η διαφορά ανάμεσα στη συνδυασμένη επίδραση των τριών συνιστωσών του προτύπου (τάση, κυκλικότητα και εποχικότητα) και των πραγματικών δεδομένων.

Στην ανάλυση που θα γίνει παρακάτω θα χρησιμοποιηθούν οι ακόλουθοι συμβολισμοί:

$Y_t$  = Πραγματική τιμή της χρονοσειράς

$T_t$  = Τάση

$S_t$  = Εποχικότητα

$C_t$  = Κυκλικότητα

$I_t$  = Μη-κανονικότητα

για  $t=1,2,\dots,n$ .

Η εξέταση των στοιχείων αυτών γίνεται σύμφωνα με κάποιο μαθηματικό υπόδειγμα που φανερώνει τον τρόπο με τον οποίο οι παρατηρήσεις της χρονοσειράς προσδιορίζονται από τα συνθετικά της στοιχεία. Τα υποδείγματα που θα χρησιμοποιηθούν είναι το προσθετικό και το πολλαπλασιαστικό.

Στο προσθετικό υπόδειγμα αθροίζονται τα τέσσερα συνθετικά στοιχεία της χρονοσειράς με αποτέλεσμα τις πραγματικές τιμές της χρονοσειράς για κάθε περίοδο.

Η ακόλουθη σχέση περιγράφει αυτό το υπόδειγμα:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + I_t \quad (1.25)$$

Αντίθετα, στο πολλαπλασιαστικό υπόδειγμα οι πραγματικές τιμές της χρονοσειράς προσδιορίζονται από το γινόμενο των τεσσάρων συνθετικών στοιχείων της, δηλαδή ως ακολούθως:

$$Y_t = T_t S_t C_t I_t \quad (1.26)$$

Θα πρέπει να αναφερθεί ότι στο προσθετικό υπόδειγμα όλα τα συνθετικά στοιχεία της χρονοσειράς είναι εκφρασμένα στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη των παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Αντίθετα στο πολλαπλασιαστικό υπόδειγμα μόνο η τάση είναι εκφρασμένη στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη της χρονοσειράς  $Y_t$ , ενώ τα υπόλοιπα στοιχεία είναι δείκτες ανεξάρτητοι από μονάδες μέτρησης.

### ***Δημιουργία προβλέψεων***

Η διάσπαση των χρονοσειρών αφορά την μελέτη των στοιχείων που την συνθέτουν, δηλαδή την τάση, την εποχικότητα, την κυκλικότητα και την μη-κανονικότητα. Απαραίτητη προϋπόθεση για να φανερωθεί η επιρροή του κάθε συνθετικού στοιχείου στις τιμές της χρονοσειράς είναι η όσο το δυνατόν καλύτερη αναγνώριση του τρόπου δημιουργίας των παρατηρήσεων της χρονοσειράς που μελετάται. Με την υπόθεση ότι

οτιδήποτε συμβαίνει στο παρελθόν προεκτείνεται με τον ίδιο τρόπο και στο μέλλον, θα εξεταστεί παρακάτω η διαδικασία της δημιουργίας προβλέψεων.

Επειδή είναι σημαντική η διαδικασία αναγνώρισης των συνθετικών στοιχείων της χρονοσειράς, κάθε συνθετικό στοιχείο χρησιμοποιείται ξεχωριστά για τον προσδιορισμό των μελλοντικών τιμών της χρονοσειράς. Ειδικότερα, η πρόβλεψη  $\hat{Y}_{t+h}$  της  $h$  μελλοντικής περιόδου προσδιορίζεται με βάση το πολλαπλασιαστικό υπόδειγμα (1.26) ως εξής:

$$\hat{Y}_{t+h} = T_{t+h} S_{t+h} C_{t+h} I_{t+h} \quad (1.27)$$

Επιπλέον, επειδή η μη-κανονικότητα εξαρτάται από τυχαίους και απρόσμενους παράγοντες, η συμβολή της μη κανονικότητας για την  $h$  μελλοντική περίοδο, δηλαδή τιμή του  $I_{t+h}$  δεν μπορεί να καθοριστεί. Επομένως, η μη-κανονικότητα δεν περιλαμβάνεται στην διαμόρφωση των προβλέψεων και η τιμή του  $I_{t+h}$  τίθεται ίση με την μονάδα, δηλαδή:

$$I_{t+h} = 1 \quad (1.28)$$

Στην περίπτωση της κυκλικότητας, αν και είναι δυνατή η ανάλυση της με βάση τις διαθέσιμες παρατηρήσεις της χρονοσειράς, είναι δύσκολο όμως να προσδιοριστεί με ακρίβεια το μέγεθος αλλά και η κατεύθυνση της για την  $h$  μελλοντική περίοδο, δηλαδή να καθοριστεί την τιμή του  $C_{t+h}$ . Επομένως η τιμή του αφήνεται στην κρίση του ερευνητή, ο οποίος μπορεί να θέσει την τιμή του ίση με την μονάδα σε

περίπτωση που είναι κυκλικές διακυμάνσεις είναι μικρές και επομένως να το αποκλείσει από την διαμόρφωση προβλέψεων.

## **1.5 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ**

Στο παρών κεφάλαιο παρουσιάστηκαν οι κυριότερες μέθοδοι προβλέψεων που χρησιμοποιούνται σήμερα και αφορούν την ανάλυση παλινδρόμησης, μια μέθοδος πρόβλεψης που αποσκοπεί στον προσδιορισμό των ποσοτικών σχέσεων μεταξύ των εμπλεκόμενων μεταβλητών και στην δημιουργία προβλέψεων με βάση τις ποσοτικές αυτές σχέσεις και την ανάλυση χρονοσειρών, η οποία ασχολείται αποκλειστικά με την διερεύνηση της διαχρονικής συμπεριφοράς των τιμών μιας μεταβλητής, οι παρατηρήσεις της οποίας προέρχονται από χρονοσειρά. Πιο συγκεκριμένα, η μη εφαρμογή της ανάλυσης παλινδρόμησης σε περιπτώσεις που είναι δύσκολο να προσδιοριστεί η σχέση μεταξύ των μεταβλητών έκανε αναγκαία την ανάπτυξη της ανάλυσης χρονοσειρών και αυτό γιατί αυτές οι τεχνικές προσδιορίζουν τις μελλοντικές τιμές μιας μεταβλητής, τα δεδομένα της οποίας προέρχονται αποκλειστικά από χρονοσειρές.

## **ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

## **ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

Jarrett Jeffrey, “*Business Forecasting Methods*”, Gutenberg Publishing, United States of America 1996.

Klein, Lawrence R., and Richard M. Young. “*An Introduction to Econometric Forecasting and Forecasting Models*”. Lexington, Mass.: Lexington Books, 1980.

## **ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

Αντώνης Ξενάκης, Σημειώσεις: “*Ανάλυση Χρονολογικών Σειρών και Προβλέψεις*”, Αθήνα 1998.

Διονυσία Π. Ζιωτοπούλου, “*Συγκριτική Ανάλυση των Πληροφοριακών Συστημάτων ΝΕΜΕΣ και ΠΥΘΙΑ για την Παραγωγή Προβλέψεων σε Χρονοσειρές Διακοπτόμενης Ζήτησης*”, Διπλωματική Εργασία, Αθήνα, Φεβρουάριος 2009.

Σπυρίδων Δημόπουλος, “*Πρόβλεψη Χρονοσειρών με τη Χρήση Νευρωνικών Δικτύων*”

– *Εφαρμογή στον Τομέα του Τουρισμού*”, Διπλωματική Εργασία, Αθήνα, Ιούλιος 2008.

Χρήστος Ν. Αγιακλόγλου, Γεώργιος Σ. Οικονόμου, “*Μέθοδοι Προβλέψεων και Ανάλυσης Αποφάσεων*”, Εκδόσεις Γ. Μπένου, Αθήνα 2002.

## **ΔΙΑΔΥΚΤΙΑΚΟΙ ΤΟΠΟΙ**

Choosing the Right Forecasting Technique,

<http://www.decisioncraft.com/dmdirect/forecastingtechnique.htm>

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

### ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

#### 2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Από τη δημιουργική εργασία των Rumelhart, McClelland και την ερευνητική ομάδα PDP (1986), τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) έχουν τραβήξει τεράστιο ενδιαφέρον λόγω των καταδειγμένων επιτυχών εφαρμογών τους στην αναγνώριση προτύπων, στην επεξεργασία εικόνας, στην ανάλυση εγγράφων, σε θέματα μηχανικής, στην μοντελοποίηση στα χρηματοοικονομικά, στην κατασκευαστική, στην βιοϊατρική, στην βελτιστοποίηση και άλλα. Τα τελευταία χρόνια, έχει υπάρξει μια ευρεία αποδοχή των ΤΝΔ ως εργαλείο για πολλά χρηματοοικονομικά προβλήματα. Στην χρηματοοικονομική, οι κυρίαρχες περιοχές εφαρμογών είναι (1) στις συναλλαγές και στις προβλέψεις συμπεριλαμβανομένων τη διατίμηση παράγωγων τίτλων, (2) στη μελλοντική εκτίμηση τιμών, (3) στη πρόβλεψη συναλλαγματικής ισοτιμίας, (4) στη πρόβλεψη πτώχευσης εταιρίας, (5) στην ανίχνευση απάτης και άλλα. Αρκετό εμπορικό λογισμικό βασισμένο σε ΤΝΔ είναι

επίσης διαθέσιμο σήμερα προσφέροντας λύσεις σε ένα ευρύ φάσμα οικονομικών προβλημάτων.

Αν και αναπτύχθηκαν σαν μοντέλο μίμησης της ανθρώπινης νοημοσύνης σε μηχανή, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εξαιρετική ικανότητα εκμάθησης της σχέσης χαρτογράφησης μεταξύ εισόδου-εξόδου από ένα δεδομένο σύνολο δεδομένων χωρίς οποιαδήποτε γνώση ή υπόθεση για τη στατιστική κατανομή των στοιχείων. Αυτή η ικανότητα της εκμάθησης από τα στοιχεία χωρίς κάποια a priori γνώση καθιστά τα νευρωνικά δίκτυα ιδιαίτερα κατάλληλα για εργασίες ταξινόμησης και παλινδρόμησης σε πρακτικές συνθήκες. Στις περισσότερες χρηματοοικονομικές και κατασκευαστικές εφαρμογές, η ταξινόμηση και η παλινδρόμηση αποτελούν αναπόσπαστα εργαλεία ανάλυσης. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι επίσης εγγενώς μη-γραμμικά που τα καθιστά πρακτικότερα και πιο ακριβή στη μοντελοποίηση σύνθετων δεδομένων προτύπων σε αντιδιαστολή με τις περισσότερες παραδοσιακές μεθόδους που είναι γραμμικές. Στα πολυάριθμα πραγματικά προβλήματα συμπεριλαμβανομένων εκείνων στους τομείς της χρηματοδότησης και της κατασκευής, οι εφαρμογές των ΤΝΔ έχουν αναφερθεί για να ξεπεράσουν τους στατιστικούς ταξινομητές ή τις τεχνικές πολύ (multiple) - παλινδρόμησης σε εργασίες ταξινόμησης και ανάλυσης δεδομένων. Λόγω της δυνατότητάς τους να γενικεύουν καλά σε απαρατήρητα στοιχεία είναι επίσης κατάλληλα να αντιμετωπίσουν ελλιπή ή και θορυβώδη δεδομένα. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν συνδυαστεί επίσης με άλλες τεχνικές για να χρησιμοποιηθούν οι δυνάμεις και τα πλεονεκτήματα και των δύο τεχνικών.

Ο αρχικός στόχος αυτού του κεφαλαίου είναι να παρουσιαστεί μια επισκόπηση των βασικών στοιχείων, των λειτουργιών και της αρχιτεκτονικής των Τεχνητών



Νευρωνικών Δικτύων (*artificial neural network*), καθώς και των σημαντικότερων αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των μοντέλων των νευρωνικών δικτύων. Όπως είναι γνωστό, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν πολύ χρήσιμη συνεισφορά στην επίλυση θεωρητικών και πρακτικών προβλημάτων στον τομέα της χρηματοοικονομικής. Επομένως, ένας επιπλέον στόχος είναι να παρασχεθεί μια συνοπτική αναθεώρηση των εφαρμογών των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στον χρηματοοικονομικό τομέα.

## **2.2 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ**

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks ή ΤΝΔ) προσφέρουν μια υπολογιστική προσέγγιση που είναι αρκετά διαφορετική από την συνηθισμένη ψηφιακή υπολογιστική. Οι ψηφιακοί υπολογιστές λειτουργούν διαδοχικά και μπορούν να κάνουν τους αριθμητικούς υπολογισμούς εξαιρετικά γρήγορα. Οι βιολογικοί νευρώνες στον ανθρώπινο εγκέφαλο είναι εξαιρετικά γρήγορες συσκευές και είναι σε θέση να κάνουν ένα τεράστιο ποσό από υπολογιστικές εργασίες απαραίτητες για να πραγματοποιούν καθημερινές σύνθετες εργασίες και να μεταχειρίζονται ασαφείς καταστάσεις. Ο λόγος για τα παραπάνω είναι ότι, αντίθετα με έναν συμβατικό υπολογιστή, ο εγκέφαλος περιέχει έναν τεράστιο αριθμό νευρώνων, στοιχεία επεξεργασίας πληροφοριών του βιολογικού νευρικού συστήματος, που ενεργούν παράλληλα.

Τα ΤΝΔ είναι έτσι μια παράλληλη, διανεμημένη δομή επεξεργασίας πληροφοριών αποτελούμενα από στοιχεία επεξεργασίας που διασυνδέονται μέσω ομοιοκατευθυνόμενων καναλιών που αποκαλούνται σταθμισμένα βάρη σύνδεσης. Αν και μοντελοποιήθηκαν μετά από τους βιολογικούς νευρώνες, τα ΤΝΔ είναι πολύ πιο απλοποιημένα και φέρουν μόνο επιφανειακή ομοιότητα. Μερικές από τις σημαντικότερες ιδιότητες των ΤΝΔ είναι: (α) να μπορούν να μάθουν από τα παραδείγματα και να γενικευτούν καλά στα απαρατήρητα στοιχεία και (β) να είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν καταστάσεις όπου τα δεδομένα εισόδου είναι λανθασμένα, ελλιπή ή ασαφή. Πρωταρχικός στόχος αυτό του κεφαλαίου είναι να παραθέσει μια συνοπτική περιγραφή των λειτουργιών και των αρχιτεκτονικών των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και καθώς και των σημαντικότερων αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων.

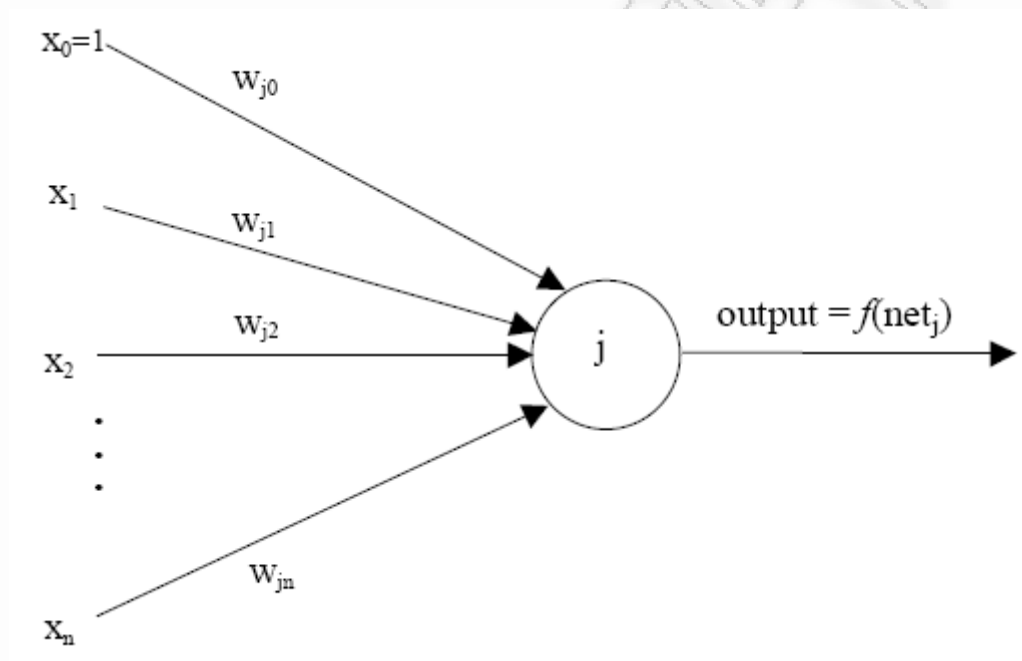
### 2.2.1 ΜΕΜΟΝΩΜΕΝΟΣ ΝΕΥΡΩΝΑΣ

Τα νεύρα εισόδου ( $x_i$ ) πολλαπλασιάζονται με τα σταθμισμένα βάρη ( $w_{ji}$ ) της δυναμικής σύνδεσης μεταξύ της μονάδας αποστολής « $i$ » και της μονάδας λήψης « $j$ ». Το σύνολο των σταθμισμένων εισόδων περνά μέσω μιας συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function). Η έξοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως είσοδος στους γειτονικούς νευρώνες ή σε νευρώνες του επόμενου επίπεδου (layer).

$$net_j = \sum_n w_{jn} x_n + w_{j0} = w_j x + b \quad (2.1)$$

Υποθέτοντας ότι τα νεύρα εισόδου μπορούν να γραφτούν σαν ένα διάνυσμα  $\mathbf{x}$  ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) και τα αντίστοιχα σταθμισμένα βάρη ως προς στην μονάδα « $j$ » σαν ένα

διάνυσμα  $w_j$  ( $w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}$ ), η καθαρή είσοδος στη μονάδα «j» δίνεται από την σχέση (2.1). Το βάρος  $w_{j0}$ , που είναι ίσο με το  $b$  στην σχέση (2.1), είναι ένα ειδικό σταθμισμένο βάρος αποκαλούμενο bias (ή σταθερά του νεύρου) του οποίου το σήμα εισόδου είναι πάντα +1.



Πηγή: Kamruzzaman, Sarker, Begg (2006)

**Διάγραμμα 2.1**

**Μια μεμονωμένη μονάδα σε ένα νευρωνικό δίκτυο**

Η μεμονωμένη μονάδα επεξεργασίας στα ΤΝΔ λαμβάνει νευρά εισόδου (input units) από άλλες πηγές ή νεύρα εξόδου (output units) από άλλες μονάδες και παράγει μια

έξοδο όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 2.1. Γενικά, ένα νευρικό δίκτυο χαρακτηρίζεται από τα υπολογιστικά χαρακτηριστικά κάθε μονάδας, παραδείγματος χάριν, η συνάρτηση ενεργοποίησης, από την δικτυακή αρχιτεκτονική και από έναν αλγόριθμο εκμάθησης ο οποίος θα εκπαιδεύσει το δίκτυο. Τα τρία παραπάνω στοιχεία που χαρακτηρίζουν ένα νευρωνικό δίκτυο αναλύονται στις ενότητες (2.2.2), (2.2.3) και (2.2.4).

### **2.2.2 ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ**

Το υπολογισμένο σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων μετασχηματίζεται σε έξοδο με την εφαρμογή μιας συνάρτησης ενεργοποίησης (Activation function). Στις περισσότερες περιπτώσεις, η συνάντηση ενεργοποίησης χαρτογραφεί την καθαρή είσοδο μεταξύ  $-1$  έως  $+1$  ή  $0$  έως  $1$ . Αυτός ο τύπος συνάρτησης ενεργοποίησης είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε εργασίες ταξινόμησης. Σε περιπτώσεις όπου ένα νευρικό δίκτυο απαιτείται να παράγει οποιαδήποτε πραγματική τιμή, η γραμμική συνάντηση ενεργοποίησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί στο τελικό επίπεδο. Ένα δίκτυο με πολλαπλά επίπεδα που χρησιμοποιεί τη γραμμική συνάντηση ενεργοποίησης στα ενδιάμεσα επίπεδα μειώνεται αποτελεσματικά σε ένα δίκτυο ενός μόνο επιπέδου. Αυτός ο τύπος δικτύου είναι ανίκανος να λύνει μη-γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα και έχει περιορισμένες δυνατότητες. Δεδομένου ότι τα περισσότερα 'πραγματικά' προβλήματα είναι μη-γραμμικά, η μη γραμμικότητα στο ενδιάμεσο επίπεδο είναι ουσιαστική για την μοντελοποίηση των σύνθετων προβλημάτων..

## Πίνακας 2.1

### Συχνά χρησιμοποιημένες συναρτήσεις ενεργοποίησης

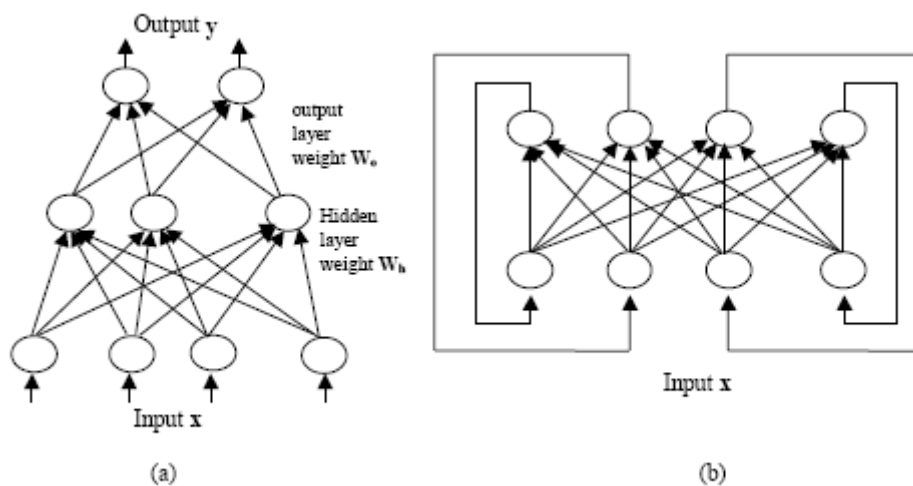
Συναρτήσεις Ενεργοποίησης	Μαθηματική Εξίσωση
Linear	$f(x) = x$
Logistic Sigmoid	$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(x)}$
Hyperbolic Tangent	$f(x) = \tanh(x)$
Gaussian	$f(x) = \exp(-x^2 / 2\sigma^2)$

Υπάρχουν πολλές διαφορετικές γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης που προτείνονται στη βιβλιογραφία και επιλέγονται συχνά να είναι μονοτονικά αυξανόμενες συναρτήσεις. Ο Πίνακας 2.1 που παρατίθεται παραπάνω αναφέρει τις συνηθέστερα χρησιμοποιημένες συναρτήσεις ενεργοποίησης, όπου Linear η γραμμική, Logistic sigmoid η σιγμοειδής, Hyperbolic tangent η τόξου εφαιπτομένης και Gaussian η γκαουσιανή συνάρτηση.

### 2.2.3 ΔΙΚΤΥΑΚΗ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ

Έχοντας ξεκαθαρίσει τι είναι ένας μεμονωμένος νευρώνας, το επόμενο βήμα είναι να συνδεθούν μεταξύ τους. Η αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου αντιπροσωπεύει μια διαμόρφωση που δείχνει πώς οι μονάδες (νευρώνες) ομαδοποιούνται, καθώς επίσης και την διασύνδεση μεταξύ τους.

Υπάρχουν πολλές διαφορετικές αρχιτεκτονικές που αναφέρονται στη βιβλιογραφία, εντούτοις, οι περισσότερες από αυτές μπορούν να διαιρεθούν σε δύο ευρέως διαδεδομένες κατηγορίες: feed-forward (μιας κατεύθυνσης) και feedback (ανατροφοδότησης). Αυτές οι αρχιτεκτονικές παρουσιάζονται στο Διάγραμμα 2.2. Στην αρχιτεκτονική δικτύου μιας κατεύθυνσης, το σήμα των πληροφοριών διαδίδεται πάντα προς την μπροστινή κατεύθυνση, ενώ στην αρχιτεκτονική δικτύου ανατροφοδότησης οι τελικές έξοδοι (output) ανατροφοδοτούνται πάλι στο πρώτο επίπεδο (εισαγωγής).



(a) Αρχιτεκτονική μιας κατεύθυνσης

(b) Ανατροφοδότησης

Πηγή: Kamruzzaman, Sarker, Begg (2006)

## Διάγραμμα 2.2

### Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

Το πρώτο επίπεδο είναι γνωστό ως επίπεδο εισόδου (*input layer*), το τελευταίο ως επίπεδο εξόδου (*output layer(s)*) και οποιοδήποτε ενδιάμεσο επίπεδο ως κρυφό επίπεδο (*hidden layer(s)*). Ένα πολλαπλό επίπεδο μιας κατεύθυνσης (*feedforward*) μπορεί να έχει ένα ή περισσότερα επίπεδα κρυφών νευρώνων. Ο αριθμός των νευρώνων στο επίπεδο εισόδου και εξόδου καθορίζεται από το είδος του κάθε προβλήματος. Οι νευρώνες του επιπέδου εισόδου αντιστοιχούν στον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών, ενώ οι νευρώνες του επιπέδου εξόδου αντιστοιχούν στις εξαρτημένες μεταβλητές ή στις προσδοκώμενες τιμές.

Παρά το γεγονός ότι ο αριθμός των νευρώνων εισόδου και εξόδου καθορίζονται από το είδος του προβλήματος, ο αριθμός των κρυφών επιπέδων και οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο μπορούν να ποικίλουν. Δεν υπάρχει κανένας ευρέως αποδεκτός κανόνας για τη διαμόρφωση ενός νευρικού δικτύου. Ένα δίκτυο με λιγότερους από τον απαραίτητο αριθμό κρυφούς νευρώνες θα είναι ανίκανο να μάθει την χαρτογράφηση εισόδου-εξόδου, ενώ πάρα πολλοί κρυφοί νευρώνες (θα υπερτροφοδοτήσουν το δίκτυο και θα κολλήσει η όλη διαδικασία) γενικεύονται φτωχά σε απαρατήρητα δεδομένα. Διάφοροι ερευνητές προσπάθησαν να καθορίσουν το κατάλληλο μέγεθος των κρυφών νευρώνων. Οι Kung και Hwang (1988) πρότειναν ότι ο αριθμός των κρυφών επιπέδων πρέπει να είναι ίσος με τον αριθμό των συγκεκριμένων προτύπων εκπαίδευσης και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι  $N$  πρότυπα εισόδου απαιτούν  $N-1$  κρυφούς νευρώνες σε ένα μοναδικό επίπεδο. Εντούτοις, όπως παρατηρήθηκε είναι μάλλον δύσκολο να καθοριστεί εκ των προτέρων το βέλτιστο μέγεθος του δικτύου. Άλλες μελέτες έδειξαν οι τα ΤΝΔ γενικεύονται καλύτερα όταν τα επίπεδα που ακολουθούν είναι μικρότερα σε αριθμό από αυτά που έπονται. Αν και ένα δίκτυο δύο-επιπέδων χρησιμοποιείται συνήθως στις περισσότερες μεθόδους επίλυσης

προβλημάτων, ο προσδιορισμός μιας κατάλληλης διαμόρφωσης δικτύου απαιτεί συνήθως πολλές μεθόδους δοκιμής-σφάλματος. Ένας άλλος τρόπος για να προσδιοριστεί το μέγεθος του δικτύου είναι να χρησιμοποιηθούν κατασκευαστικές μέθοδοι. Στις κατασκευαστικές μεθόδους, το δίκτυο ξεκίνα με ελάχιστο μέγεθος και αυξάνεται βαθμιαία κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης.

#### 2.2.4 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ

Ένα νευρωνικό δίκτυο αρχίζει με ένα σύνολο αρχικών σταθμικών βαρών και έπειτα βαθμιαία τροποποιεί τα σταθμικά βάρη κατά τη διάρκεια του κύκλου εκπαίδευσης για να εγκαταστήσει ένα σύνολο σταθμικών βαρών ικανών να πραγματοποιήσουν την χαρτογράφηση εισόδου-εξόδου με είτε κανένα λάθος είτε ένα ελάχιστο λάθος ορισμένο από το χρήστη. Η εκμάθηση στα νευρωνικά δίκτυα μπορεί να εποπτευθεί (*supervised*) ή να είναι ανεπίβλεπτη (*unsupervised*). Η εποπτευμένη εκμάθηση περιλαμβάνει τον αλγόριθμο Backpropagation και τις παραλλαγές του, Νευρωνικό Δίκτυο Συνάρτησης Ακτινικής Βάσης (Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)), Πιθανολογικό Νευρικό Δίκτυο (Probabilistic Neural Network (PNN)), Γενικευμένο Νευρωνικό Δίκτυο Παλινδρόμησης (Generalized Regression Neural Network (GRNN)) και ούτω καθεξής. Στην εποπτευμένη εκμάθηση, ένα δεδομένο εισόδου συνδέεται με μια γνωστή έξοδο και η εκπαίδευση γίνεται ανά ζευγάρι. Η ανεπίβλεπτη εκμάθηση, παραδείγματος χάριν, η Προσαρμοστική Θεωρία Αντήχησης (Adaptive Resonance Theory (ART)) χρησιμοποιείται όταν τα εκπαιδευόμενα δεδομένα με γνωστές εξόδους δεν είναι διαθέσιμα. Παρακάτω, περιγράφονται μερικοί από τους ευρέως χρησιμοποιημένους αλγόριθμους εκμάθησης ΤΝΔ.



#### 2.2.4.1 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ BACKPROPAGATION

Μια πρόσφατη μελέτη έδειξε ότι περίπου το 95% των δημοσιευμένων νευρωνικών δικτύων σε επιχειρηματικές εφαρμογές χρησιμοποιούν πολύ-επίπεδα νευρωνικά δίκτυα μιας κατεύθυνσης (feed-forward) με τον Backpropagation αλγόριθμο εκμάθησης. Είναι ένας αλγόριθμος που εφαρμόζεται σε νευρωνικά δίκτυα μιας κατεύθυνσης, ο οποίος ανανεώνει τα σταθμικά βάρη για να χαρτογραφήσει επαναληπτικά ένα σύνολο από διανύσματα εισόδου  $(x_1, x_2, \dots, x_p)$  σε ένα σύνολο από αντίστοιχα διανυσμάτων εξόδου  $(y_1, y_2, \dots, y_p)$ . Η είσοδος  $x_p$  που αντιστοιχεί στο πρότυπο ή στο στοιχείο « $p$ » από τα δεδομένα παρουσιάζεται στο δίκτυο και πολλαπλασιάζεται με τα βάρη. Όλες οι σταθμισμένες εισοδοί σε κάθε νευρώνα του ανώτερου επιπέδου αθροίζονται και παράγουν μια έξοδο που συνοψίζεται από τις σχέσεις 2.2 και 2.3:

$$y_p = f(w_o h_p + q_o) \quad (2.2)$$

$$h_p = f(w_h x_p + q_h) \quad (2.3)$$

όπου  $W_o$  και  $W_h$  είναι οι μήτρες των σταθμικών βαρών των επιπέδων εισόδου και εξόδου, το  $h_p$  είναι το διάνυσμα που δείχνει την απόκριση του κρυφού επιπέδου για το πρότυπο « $p$ »,  $\theta_o$  και  $\theta_h$  είναι τα διανύσματα σταθεράς του νεύρου (bias) του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου αντίστοιχα και η  $f(\cdot)$  είναι η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης. Η συνάρτηση κόστους που θα ελαχιστοποιείται με τον αλγόριθμο Backpropagation είναι το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος που ορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$E = \frac{1}{2} \sum_p (t_p - y_p)^T (t_p - y_p) \quad (2.4)$$

όπου  $t_p$  είναι το διάνυσμα της εξόδου-στόχου για το πρότυπο « $p$ ». Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί την τεχνική καθοδικής κλίσης (*gradient descent technique*) ώστε να ρυθμίσει τα βάρη σύνδεσης μεταξύ των νευρώνων. Συμβολίζοντας τα βάρη σε έναν νευρώνα με ένα διάνυσμα βαρών  $w$ , η ανανέωση στην  $t$ -χροنيκή περίοδο ( $t$ -th epoch) δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$\Delta w_t = -\eta \nabla E(w)|_{w = w(t) + a D w_{t-1}} \quad (2.5)$$

Οι παράμετροι  $\eta$  και  $a$  είναι η σταθερά εκμάθησης και ο παράγοντας momentum αντίστοιχα. Η παράμετρος της σταθεράς εκμάθησης ελέγχει το μήκος βήματος σε κάθε επανάληψη. Για πρόβλημα μεγάλης κλίμακας, ο Backpropagation μαθαίνει πολύ αργά και η σύγκλιση του εξαρτάται κατά ένα μεγάλο μέρος από την επιλογή των κατάλληλων τιμών  $\eta$  και  $a$  από το χρήστη.

#### 2.2.4.2 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΩΝ ΣΥΖΥΓΩΝ ΚΛΙΣΕΩΝ

Ο αλγόριθμος Backpropagation μπορεί κάτω από ορισμένες συνθήκες να παρουσιάζει αργή σύγκλιση. Στις μεθόδους των συζυγών κλίσεων, η αναζήτηση εκτελείται κατά μήκος των συζυγών κατευθύνσεων, η οποία παράγει γενικότερα γρηγορότερη σύγκλιση από τις κατεύθυνσης απότομης κλίσης (steepest descent directions). Στις μεθόδους των συζυγών κλίσεων, μια νέα κατεύθυνση αναζήτησης χαλά το λιγότερο δυνατόν την ελαχιστοποίηση που επιτυγχάνεται από την προηγούμενη κατεύθυνση και το μήκος βήματος ρυθμίζεται σε κάθε επανάληψη. Η γενική διαδικασία για να

καθοριστεί η νέα κατεύθυνση αναζήτησης είναι να συνδυαστεί η νέα κατεύθυνση απότομης κλίσης με την προηγούμενη κατεύθυνση αναζήτησης έτσι ώστε οι τρέχουσες και οι προηγούμενες κατευθύνσεις αναζήτησης να είναι συζευγμένες. Οι τεχνικές συζυγής κλίσης είναι βασισμένες στην υπόθεση ότι, για μια γενική συνάρτηση μη-τετραγωνικού σφάλματος, το σφάλμα στη γειτονιά ενός δεδομένου σημείου είναι τοπικά τετραγωνικό. Οι αλλαγές των σταθμικών βαρών στα διαδοχικά βήματα δίνονται από τις ακόλουθες σχέσεις:

$$\mathbf{w}_{t+1} = \mathbf{w}_t + \alpha_t \mathbf{d}_t \quad (2.6)$$

$$\mathbf{d}_t = -\mathbf{g}_t + \beta_t \mathbf{d}_{t-1} \quad (2.7)$$

όπου 
$$\mathbf{g}_t \equiv \nabla E(\mathbf{w})|_{\mathbf{w} = \mathbf{w}_t} \quad (2.8)$$

$$\beta_t = \frac{\mathbf{g}_t^T \mathbf{g}_t}{\mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_{t-1}} \quad \text{ή} \quad \beta_t = \frac{\Delta \mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_t}{\mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{d}_{t-1}} \quad \text{ή} \quad \beta_t = \frac{\Delta \mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_t}{\mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_{t-1}} \quad (2.9)$$

και οι  $\mathbf{d}_t$  και  $\mathbf{d}_{t-1}$  είναι οι συζυγείς κατευθύνσεις στις διαδοχικές επαναλήψεις. Το μήκος βήματος κυριαρχείται από το συντελεστή  $\alpha_t$ , και η κατεύθυνση έρευνας καθορίζεται από τον  $\beta_t$ . Στην διαβαθμισμένη συζυγή κλίση, το μήκος βήματος  $\alpha_t$  υπολογίζεται ως εξής:

$$\alpha_t = -\frac{\mathbf{d}_t^T \mathbf{g}_t}{\mathbf{d}_t^T \mathbf{d}_t} \quad (2.10)$$

$$\delta_t = \mathbf{d}_t^T \mathbf{H}_t \mathbf{d}_t + \lambda_t \|\mathbf{d}_t\|^2 \quad (2.11)$$

όπου  $\lambda_t$  είναι ο συντελεστής διαβάθμισης και  $\mathbf{H}_t$  είναι η Hessian μήτρα στην επανάληψη  $t$ . Ο  $\lambda$  εισάγεται επειδή, στην περίπτωση μη-γραμμικής συνάρτησης

σφάλματος, η Hessian μήτρα δεν χρειάζεται να είναι θετική ορισμένη. Σε αυτήν την περίπτωση, χωρίς τον  $\lambda$ , ο  $\delta$  μπορεί να γίνει αρνητικός και μια αναπροσαρμογή του σταθμικού βάρους μπορεί να οδηγήσει σε μια αύξηση της συνάρτησης σφάλματος.

Με αρκετά μεγάλο  $\lambda$ , η τροποποιημένη Hessian είναι εγγυημένο για να θα είναι θετική ( $\delta > 0$ ). Εντούτοις, για τις μεγάλες τιμές του  $\lambda$ , το μήκος βήματος θα είναι μικρότερο. Εάν η συνάρτηση σφάλματος δεν είναι τετραγωνική ή  $\delta < 0$ , ο  $\lambda$  μπορεί να αυξηθεί για να κάνει τον  $\delta > 0$ . Σε περίπτωση που  $\delta < 0$ , ο Moller (1993) πρότεινε τον κατάλληλο συντελεστή διαβάθμισης  $\bar{\lambda}_t$ , ο οποίος δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$\bar{\lambda}_t = 2 \left( \lambda_t - \frac{\delta_t}{\|\mathbf{d}_t\|^2} \right) \quad (2.12)$$

Η αναδιαβαθμισμένη τιμή  $\bar{\delta}_t$  του  $\delta_t$  μπορεί έπειτα να εκφραστεί ως εξής:

$$\bar{\delta}_t = \delta_t + (\bar{\lambda}_t - \lambda_t) \|\mathbf{d}_t\|^2 \quad (2.13)$$

Ο διαβαθμισμένος συντελεστής χρειάζεται επίσης ρύθμιση για να επικυρώσει την τοπική τετραγωνική προσέγγιση. Το μέτρο της ακρίβειας της τετραγωνικής προσέγγισης,  $\Delta_t$ , εκφράζεται από την σχέση:

$$\Delta_t = \frac{2 E(w_t) - E(w_t + \alpha_t \mathbf{d}_t)}{\alpha_t \mathbf{d}_t^T \mathbf{g}_t} \quad (2.14)$$

Εάν ο  $\Delta_t$  είναι κοντά στο 1, τότε η προσέγγιση είναι καλή και η αξία του  $\lambda_t$  μπορεί να μειωθεί. Αντίθετα, εάν ο  $\Delta_t$  είναι μικρός, η τιμή του  $\lambda_t$  πρέπει να αυξηθεί.

### 2.2.4.3 Ο BAYESIAN ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Ένα επιθυμητό μοντέλο νευρωνικού δικτύου πρέπει να παράγει μικρό σφάλμα όχι μόνο σε δεδομένα του δείγματος αλλά και σε στοιχεία εκτός δείγματος. Για να παραχθεί ένα δίκτυο με την καλύτερη δυνατότητα γενίκευσης, ο MacKay (1992) πρότεινε μια μέθοδο για να περιορίσει το μέγεθος των παραμέτρων των δικτύων από την συστηματοποίηση. Η τεχνική συστηματοποίησης αναγκάζει το δίκτυο να κατασταλάξει σε ένα σύνολο σταθμικών βαρών και οι σταθερές του νεύρου (biases) να έχουν τις μικρότερες τιμές. Αυτό αναγκάζει την απόκριση των δικτύων να είναι ομαλότερη και μειώνει την πιθανότητα για υπερτροφοδότηση (*overfit*) και σύλληψη θορύβου. Στην τεχνική συστηματοποίησης, η συνάρτηση κόστους  $F$  ορίζεται από την σχέση:

$$F = \gamma E_D + (1 - \gamma) E_W \quad (2.15)$$

όπου ο  $E_D$  είναι ο ίδιος με τον  $E$  που ορίζεται στην σχέση 2.4,  $E_W = \|w\|^2 / 2$  είναι το άθροισμα των τετραγώνων των παραμέτρων του δικτύου και  $\gamma (< 1.0)$  είναι μια παράμετρος του βαθμού απόδοσης, το μέγεθος της οποίας υπαγορεύει την έμφαση στην εκπαίδευση της συστηματοποίησης. Ένα μεγάλο  $\gamma$  θα οδηγήσει το σφάλμα  $E_D$  σε μικρές τιμές, ενώ ένα μικρό  $\gamma$  θα υπογραμμίσει την ανάγκη για μείωση του μεγέθους των παραμέτρων εις βάρος του σφάλματος και θα συντελέσει στην ομαλότερη απόδοση του δικτύου. Μια προσέγγιση για τον καθορισμό της βέλτιστης παραμέτρου συστηματοποίησης γίνεται αυτόματα από το πλαίσιο του Bayesian. Εξετάζει μια κατανομή πιθανοτήτων πάνω στο διάστημα των σταθμικών βαρών, που αντιπροσωπεύει τους σχετικούς βαθμούς *belief* στις διαφορετικές τιμές των βαρών.

Στο διάστημα των σταθμικών βαρών ορίζεται αρχικά κάποια προγενέστερη κατανομή. Έστω ότι  $D = \{\mathbf{x}_m, \mathbf{t}_m\}$  είναι το σύνολο των δεδομένων του ζευγαριού εισόδου-στόχου,  $m$  είναι μια ετικέτα που χαρακτηρίζει αυτό το ζευγάρι και  $M$  είναι ένα συγκεκριμένο μοντέλο νευρωνικού δικτύου. Αφότου ληφθούν τα δεδομένα, η μεταγενέστερη κατανομή πιθανοτήτων για το βάρος  $p(\mathbf{w}|D, \gamma, M)$  δίνεται σύμφωνα με το κανόνα του Bayes ως εξής:

$$p(\mathbf{w}|D, \gamma, M) = \frac{p(D|\mathbf{w}, \gamma, M)p(\mathbf{w}|\gamma, M)}{p(D|\gamma, M)} \quad (2.16)$$

όπου  $p(\mathbf{w}|\gamma, M)$  είναι η προγενέστερη κατανομή,  $p(\mathbf{w}|D, \gamma, M)$  είναι η συνάρτηση πιθανότητας, και  $p(D|\gamma, M)$  είναι ένας παράγοντας κοινωνικοποίησης. Στο πλαίσιο του κανόνα του Bayes, το βέλτιστο σταθμικό βάρος πρέπει να μεγιστοποιήσει τη μεταγενέστερη πιθανότητα  $p(\mathbf{w}|D, \gamma, M)$ , το οποίο είναι ισοδύναμο με τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης στην σχέση 2.15. Εφαρμόζοντας τον κανόνα του Bayes βελτιστοποιείται η παράμετρος του βαθμού απόδοσης, ως ακολούθως:

$$p(\gamma|D, M) = \frac{p(D|\gamma, M)p(\gamma|M)}{p(D|M)} \quad (2.17)$$

Εάν θεωρηθεί ότι μια ομοιόμορφη προγενέστερη κατανομή  $p(\gamma|M)$  για την παράμετρο συστηματοποίησης  $\gamma$ , τότε η μεγιστοποίηση της μεταγενέστερης πιθανότητας επιτυγχάνεται με τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης πιθανότητας  $p(D|\gamma, M)$ . Δεδομένου ότι όλες οι πιθανότητες έχουν μια γκαουσιανή μορφή μπορεί να εκφραστεί ως:

$$p(D|\gamma, M) = (\pi/\gamma)^{-N/2} \left[ \pi/(1-\gamma) \right]^{-L/2} Z_F(\gamma) \quad (2.18)$$

όπου  $L$  είναι ο συνολικός αριθμός των παραμέτρων στο νευρωνικό δίκτυο. Εάν υποθεθεί ότι η  $F$  έχει ένα μοναδικό ελάχιστο σαν συνάρτηση του  $w$  στο  $w^*$  και έχει τη μορφή μιας τετραγωνικής συνάρτησης σε μια μικρή περιοχή γύρω από αυτό το σημείο,  $Z_F$  προσεγγίζεται ως εξής:

$$Z_F \approx (2\pi)^{L/2} \det^{-1/2} H^* \exp(-F(w^*)) \quad (2.19)$$

Οπού  $H = \gamma \nabla^2 E_D + (1-\gamma) \nabla^2 E_W$  είναι η Hessian μήτρα της αντικειμενικής συνάρτησης. Χρησιμοποιώντας τις σχέσεις (2.19) και (2.18), η βέλτιστη τιμή του  $\gamma$  στο σημείο του ελάχιστου μπορεί να καθοριστεί.

Ο Foresee και ο Hagan (1997) πρότειναν την εφαρμογή της προσέγγισης Gauss-Newton στη Hessian μήτρα, η οποία μπορεί να εφαρμοστεί άνετα εάν ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης χρησιμοποιηθεί για να εντοπίσει το ελάχιστο. Αυτό ελαχιστοποιεί τον πρόσθετο υπολογισμό που απαιτείται για τη συστηματοποίηση.

#### 2.2.4.4 ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΑΚΤΙΝΙΚΗΣ ΒΑΣΗΣ

Παρόμοια με τα βιολογικά πεδία υποδοχής, τα δίκτυα ακτινικής βάσης χρησιμοποιούν τα τοπικά πεδία υποδοχής για να εκτελέσουν χαρτογραφήσεις της κάθε συνάρτησης. Αντίθετα από τα κρυφά επίπεδα στους προηγούμενους αλγόριθμους, όπου το επίπεδο ενεργοποίησης ενός νευρώνα καθορίζεται χρησιμοποιώντας το σταθμισμένο άθροισμα, ένας ακτινικός νευρώνας (δηλ., τοπικός υποδοχέας πεδίων) καθορίζεται από το κεντρικό σημείο του και μια ακτίνα. Το

επίπεδο ενεργοποίησης της  $i$ -th ακτινικής μονάδας περιγράφεται από την ακόλουθη σχέση:

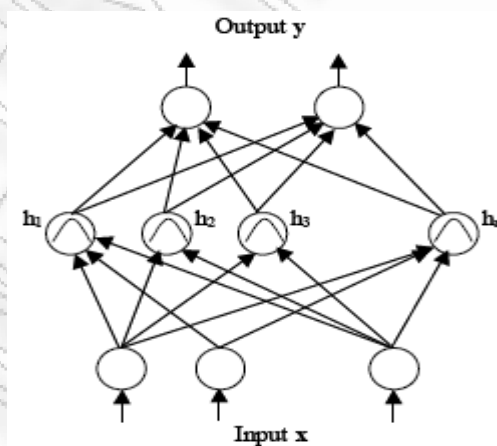
$$h_i = R_i(\mathbf{x}) = R_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\| / \sigma_i) \quad (2.20)$$

όπου το  $\mathbf{x}$  είναι το διάνυσμα εισόδου,  $\mathbf{u}_i$  είναι ένα διάνυσμα με την ίδια διάσταση όπως το  $\mathbf{x}$  που δείχνει το κέντρο,  $\sigma$  είναι το πλάτος της συνάρτησης και  $R_i(\cdot)$  είναι η  $i$ -th ακτινική συνάρτηση βάσης. Συνήθως το  $R(\cdot)$  είναι μια γκαουσιανή (Gaussian) συνάρτηση που δίνεται από την σχέση:

$$R_i(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2.21)$$

ή μια logistic συνάρτηση που δίνεται από την σχέση:

$$R_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(\|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\|^2 / \sigma_i^2)} \quad (2.22)$$



Πηγή: Kamruzzaman, Sarker, Begg (2006)

**Διάγραμμα 2.3**

**Ένα Νευρωνικό Δίκτυο Ακτινικής Συνάρτησης**



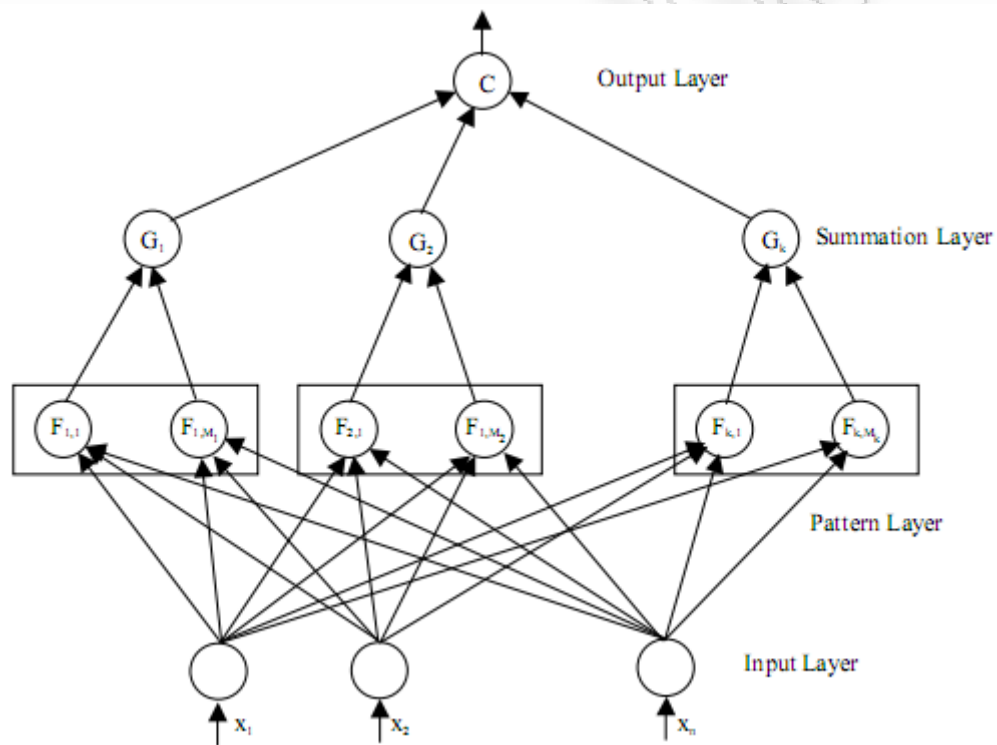
Το Διάγραμμα 2.3 παρουσιάζει Νευρωνικό Δίκτυο Συνάρτησης Ακτινικής Βάσης (Radial Basis Function Neural Network). Ένα δίκτυο συνάρτησης ακτινικής-βάσης έχει ένα κρυφό επίπεδο ακτινικών νευρώνων και ένα επίπεδο νευρώνων γραμμικής εξόδου. Το επίπεδο ενεργοποίησης της συνάρτησης ακτινικής βάσης  $h_i$  για  $i$ -th ακτινικό νευρώνα είναι στο μέγιστό του όταν είναι το  $\mathbf{x}$  στο κέντρο  $\mathbf{u}_i$  αυτού του νευρώνα. Το στοιχείο  $i$ -th της τελικής εξόδου  $\mathbf{y}$  ενός Νευρωνικό Δίκτυο Συνάρτησης Ακτινικής Βάσης μπορεί να υπολογιστεί σαν το σταθμισμένο άθροισμα των εξόδων των ακτινικών νευρώνων το οποίο δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$y_i = \sum_i \omega_i R_i(\mathbf{x}) \quad (2.23)$$

όπου  $\omega_i$  είναι το σταθμικό βάρος σύνδεσης μεταξύ του ακτινικού νευρώνα  $i$  και νευρώνα εξόδου και η λύση μπορεί να γραφτεί κατευθείαν σαν  $\mathbf{w}^t = \mathbf{R}\mathbf{y}$ , όπου  $\mathbf{R}$  είναι ένα διάνυσμα του οποίου τα στοιχεία είναι οι έξοδοι των ακτινωτών νευρώνων και  $\mathbf{y}$  είναι το διάνυσμα στόχος. Οι προσαρμόσιμες παράμετροι του δικτύου, δηλαδή το κέντρο και η μορφή των ακτινωτών νευρώνων βάσης ( $u_i$ ,  $\sigma_i$  και  $\omega_i$ ), μπορούν να εκπαιδευθούν από έναν εποπτευμένο αλγόριθμο εκπαίδευσης. Τα κέντρα πρέπει να διευκρινιστούν για να απεικονίσουν τη φυσική συγκέντρωση των δεδομένων. Ο Lowe (1995) πρότεινε μια μέθοδο για να καθορίσει τα κέντρα βασισμένη στις τυπικές αποκλίσεις των δεδομένων εκπαίδευσης. Οι Moody and Darken (1989) επέλεξαν τα κέντρα με τη βοήθεια τεχνικών συγκέντρωσης δεδομένων όπως τα  $k$ -means clustering και οι  $\sigma$  υπολογίζονται έπειτα παίρνοντας την μέση απόσταση από τους διάφορους κοντινούς γείτονες των  $\mathbf{u}_i$ . Οι Nowlan και Hinton (1992) πρότειναν έναν ήπιο ανταγωνισμό μεταξύ των ακτινωτών νευρώνων βασισμένος στην εκτίμηση της μέγιστης πιθανότητας των κέντρων.

### 2.2.4.5 ΠΙΘΑΝΟΛΟΓΙΚΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ

Σε περίπτωση προβλήματος ταξινόμησης η εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου μπορεί να θεωρηθεί εργαλείο για τον υπολογισμό της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας probability density function (pdf) από τα δεδομένα. Σε τακτικές παλινδρόμησης, η έξοδος του δικτύου μπορεί να θεωρηθεί ως η προσδοκώμενη τιμή του μοντέλου σε ένα δεδομένο σημείο στο διάστημα εισόδου.



Πηγή: Kamruzzaman, Sarker, Begg (2006)

**Διάγραμμα 2.4**

**Πιθανολογικό Νευρωνικό Δίκτυο**

Η δομή ενός PNN είναι παρόμοια με αυτήν των feedforward NNs (Neural Network), αν και η αρχιτεκτονική ενός PNN περιορίζεται σε τέσσερα επίπεδα: το επίπεδο εισόδου, το επίπεδο πρότυπου (pattern layer) , το επίπεδο αθροίσματος (summation layer) και το επίπεδο εξόδου, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 2.4.

Μια εναλλακτική προσέγγιση από την εκτίμηση pdf είναι η προσέγγιση βασισμένη στον πυρήνα (kernel-based) και αυτό παρακινεί δύο τύπους δικτύων που είναι παρόμοιοι με τα δίκτυα συνάρτησης ακτινικής βάσης: (α) πιθανολογικό νευρωνικό δίκτυο (probabilistic neural network) που σχεδιάζεται για σκοπούς ταξινόμησης και (β) γενικευμένο νευρωνικό δίκτυο παλινδρόμησης (generalized regression neural network). Ο Specht (1990) εισήγαγε το Πιθανολογικό Νευρωνικό Δίκτυο. Είναι ένα supervised νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται ευρέως στον τομέα της αναγνώρισης προτύπων, στην μη γραμμική χαρτογράφηση και στην εκτίμηση της πιθανότητας. Είναι επίσης στενά συνδεδεμένο με τον κανόνα ταξινόμησης του Bayes και την θεωρία της μη-γραμμικής εκτίμησης της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας του Parzen (Parzen, 1962). Το γεγονός ότι τα PNNs (Probabilistic Neural Network) προσφέρουν έναν τρόπο να ερμηνευθεί η δομή του δικτύου από την πλευρά των συναρτήσεων πιθανότητας-πυκνότητας είναι μια σημαντική αξία αυτού του τύπου δικτύου. Τα PNNs επιτυγχάνουν επίσης γρηγορότερη εκπαίδευση από τύπου Backpropagation feedforward (μιας κατεύθυνσης) νευρωνικά δίκτυα.

Ένα διάνυσμα εισόδου  $\mathbf{x}$  εφαρμόζεται στο  $n$  νευρώνα εισόδου και περνά στο επίπεδο πρότυπου. Οι νευρώνες του στρώματος σχεδίων διαιρούνται σε ομάδες  $K$ , μια για κάθε κατηγορία. Οι νευρώνες του επιπέδου προτύπου χωρίζονται σε  $K$  ομάδες, ένας

για κάθε class. Ο  $i$ -th νευρώνας προτύπου στην  $k$ -th ομάδα υπολογίζει την έξοδο του χρησιμοποιώντας έναν γκαουσιανό πυρήνα της μορφής:

$$F_{k,i}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{x}_{k,i}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.24)$$

όπου  $\mathbf{x}_{k,i}$  είναι το κέντρο του πυρήνα και το  $\sigma$  αποκαλούμενο παράμετρος spread (smoothing), καθορίζει το μέγεθος του πεδίου αποδοχής του πυρήνα. Το επίπεδο αθροίσματος περιέχει ένα νευρώνας για κάθε κατηγορία. Το στρώμα αθροίσματος του δικτύου υπολογίζει την προσέγγιση των υπό όρους λειτουργιών πιθανότητας κατηγορίας μέσω ενός συνδυασμού των προηγουμένως υπολογισμένων πυκνοτήτων σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$G_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{M_k} \omega_{ki} F_{ki}(\mathbf{x}), \quad k \in 1, \dots, K \quad (2.25)$$

όπου  $M_k$  είναι ο αριθμός των νευρώνων των προτύπων της class  $k$  και  $\omega_{ki}$  είναι θετικοί συντελεστές που ικανοποιήσουν την σχέση  $\sum_{i=1}^{M_k} \omega_{ki} = 1$ . Το διάνυσμα προτύπων  $\mathbf{x}$  ανήκει στην τάξη που αντιστοιχεί στη μονάδα αθροίσματος με τη μέγιστη έξοδο.

#### 2.2.4.6 ΓΕΝΙΚΕΥΜΕΝΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗΣ

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, ένα γενικευμένο νευρωνικό δίκτυο παλινδρόμησης (Generalized Regression Neural Network) είναι επίσης βασισμένο στην συνάρτηση

ακτινικής βάσης (radial basis function) και λειτουργεί με παρόμοιο τρόπο με το PNN αλλά εκτελεί αλλά εκτελεί εργασίες παλινδρόμησης αντί για εργασίες ταξινόμησης. Όπως στο PNN, η αρχιτεκτονική του GRNN αποτελείται από τέσσερα επίπεδα: εισόδου, προτύπου, αθροίσματος και εξόδου. Ένα GRNN παρουσιάζει κάθε δείγμα εκπαίδευσης σαν ένα πυρήνα και ορίζει μια επιφάνεια παλινδρόμησης με τη χρησιμοποίηση ενός εκτιμητή Parzen-window (Parzen, 1962) με όλα τα πλάτη των πυρήνων να είναι ορισμένα να είναι ίδια και σφαιρικά στη μορφή. Υποθέτοντας ότι συνάρτηση μπορεί να προσεγγιστεί από την  $y = g(\mathbf{x})$  όπου  $\mathbf{x} \in \mathfrak{R}^n$  είναι ένα ανεξάρτητο μεταβλητό διάνυσμα και  $y \in \mathfrak{R}$  είναι η εξαρτημένη μεταβλητή, η παλινδρόμηση σε ένα GRNN πραγματοποιείται από τον προσδοκώμενο εξαρτημένο μέσο όρο (conditional mean) του  $y$  όπως φαίνεται στην ακόλουθη σχέση:

$$E[y|x] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} yg(\mathbf{x},y)dy}{\int_{-\infty}^{\infty} g(\mathbf{x},y)dy} \quad (2.26)$$

όπου το  $g(\mathbf{x}, y)$  είναι ο εκτιμητής της Parzen πυκνότητας πιθανότητας,  $E[y|x]$  είναι η αναμενόμενη τιμή του  $y$  δεδομένου του  $x$ . Όταν η τιμή του  $g(\mathbf{x}, y)$  είναι άγνωστη, μπορεί να υπολογιστεί από ένα δείγμα παρατηρήσεων του  $x$  και του  $y$ . Για μια μη παραμετρική εκτίμηση της  $g(\mathbf{x}, y)$ , χρησιμοποιείται η τάξη των σταθερών εκτιμητών που προτείνεται από τον Parzen (1962) και που επεκτείνεται στην πολυδιάστατη περίπτωση από τον Cacoullos (1966). Η προσληφθείσα έξοδος που παράγεται από το δίκτυο GRNN δίνεται από:

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_i^m y_i \exp(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma_i^2})}{\sum_i^m \exp(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma_i^2})} \quad (2.27)$$

όπου  $(x_i, y_i)$  αντιπροσωπεύει το  $i$ -th δείγμα και  $m$  είναι ο αριθμός δειγμάτων εκπαίδευσης. Ένας από τα κύρια μειονεκτήματα του GRNN είναι οι εκτενείς υπολογιστικοί πόροι απαραίτητοι για την επεξεργασία των πυρήνων και για τη βελτιστοποίηση του πλάτους τους. Διαφορετικές προσεγγίσεις προτάθηκαν επίσης για να μειώσουν τον αριθμό των πυρήνων στο GRNN. Οι μη εποπτευόμενοι αλγόριθμοι εκμάθησης όπως η Προσαρμοστική Θεωρία Αντήρησης - Adaptive Resonance Theory (ART) και Self Organizing Map (SOM) συνήθως δεν χρησιμοποιούνται στις οικονομικές εφαρμογές και για αυτό δεν περιγράφονται σε αυτό το κεφάλαιο.

## 2.4 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα κατέχουν πολλά επιθυμητά χαρακτηριστικά γνωρίσματα που τα έχουν καταστήσει κατάλληλα για τις πρακτικές χρηματοοικονομικές εφαρμογές. Σε αυτό το κεφάλαιο παρέχεται μια συνοπτική περιγραφή των αρχιτεκτονικών των ΤΝΔ και των διαφορών αλγορίθμων εκμάθησης που χρησιμοποιούνται συνηθέστερα σε αυτές τις εφαρμογές. Παρατίθενται λεπτομερείς περιγραφές των αλγορίθμων για στα σχετικά πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους για περισσότερες πληροφορίες. Περιγράφονται συγκεκριμένες περιοχές στη χρηματοοικονομική που έχουν αποδώσει αξιοπρόσεκτα αποτελέσματα με τη μοντελοποίηση τους με νευρωνικά δίκτυα και αναφέρονται μερικές από τις πιο σημαντικές και σχετικές εργασίες. Στα επόμενα κεφάλαια αυτής της διπλωματικής θα

παρουσιαστούν μερικές από τις πρόσφατες εφαρμογών των ΤΝΔ στη χρηματοοικονομική και θα συζητηθούν διάφορα ζητήματα μοντελοποίησης.

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΑΙΑ

## ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

### ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Cacoullos, T. (1966), “Estimation of multivariate density. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 18(2)”, pp. 179-189.

Foresee, F. D., & Hagan, M. T. (1997), “Gauss-Newton approximation to Bayesian regularization”, *International Joint Conference Neural Network*, pp. 1930-1935.

Joarder Kamruzzaman, Rezaul K. Begg & Ruhul A. Sarker, “Artificial Neural Networks in Finance and Manufacturing”, Idea Group Publishing, United States of America 2006.

Kamruzzaman, J., & Sarker, R. (2003), “Forecasting of currency exchange rates using ANN: A case study”, In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network & Signal Processing* (pp. 793-797).

Kung, S. Y., & Hwang, J. N. (1988), “An algebraic projection analysis for optimal hidden units size and learning rate in backpropagation learning”, In *Proceedings of the IEEE/INNS International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 1* (pp. 363-370).

Lowe, D. (1995), “Radial basis function networks. In M. A. Arbib (Ed.), *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*”, Cambridge, MA: MIT Press.



MacKay, D. J. C. (1992) : Bayesian interpolation. *Neural Computation*, 4”, pp. 415-447.

Moody, J., & Darken, C. J. (1989), ‘Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural Computation*, 1(2)”, pp. 281-294.

Nowlan, S. J., & Hinton, G. E. (1992), “Simplifying neural networks by soft weight-sharing. *Neural Computation*, 4(4)”, pp. 473-493.

Parzen, E. (1962), “On the estimation of a probability density function and mode. *Annals of Mathematical Statistics*”, 3, pp. 1065-1076.

Paul D. McNelis, “Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market”, Elsevier Academic Press, United States of America 2005.

Specht, D. F. (1990), “Probabilistic neural networks. *Neural Networks*, 1(13)”, pp. 109-118.

#### **ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

Κωνσταντίνος Διαμαντάρας , “*Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*”, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα 2007.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

### Ο ΚΛΑΔΟΣ ΤΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

#### 3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Οι τηλεπικοινωνίες αποτελούν, ειδικά τα τελευταία χρόνια έναν ταχύτατα εξελισσόμενο κλάδο της τεχνολογίας αιχμής. Οι σύγχρονες τεχνολογικές εξελίξεις ειδικά στον τομέα της πληροφορικής επιδρούν καθοριστικά στην αλματώδη εξέλιξη του κλάδου προσφέροντας συγχρόνως νέες υπηρεσίες και δυνατότητες επικοινωνίας.

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει προσπάθεια να αναλυθούν οι σημαντικότερες εξελίξεις που έχουν επιδράσει στην αλλαγή του τοπίου στον κλάδο των τηλεπικοινωνίας τα τελευταία χρόνια. Επίσης θα γίνει μια σύντομη αναφορά των σημαντικότερων εταιριών τηλεπικοινωνίας που δραστηριοποιούνται αυτή την στιγμή στην Ευρώπη καθώς επίσης και τις παραμέτρους που επηρεάζουν την τιμή της μετοχής αυτών των εταιριών μιας και στο επόμενο κεφάλαιο θα γίνει λεπτομερής περιγραφή της εκτίμησης της τιμής της μετοχής.

### **3.2 ΟΙ ΕΞΕΛΙΞΕΙΣ ΠΟΥ ΕΠΕΙΡΕΑΣΑΝ ΤΟΝ ΚΛΑΔΟ ΤΑ ΤΕΛΕΥΤΑΙΑ ΧΡΟΝΙΑ**

Είναι αποδεκτό το γεγονός ότι στο τεχνολογικό επίπεδο παρατηρείται σύγκλιση, πράγμα που σημαίνει ότι η ψηφιακή τεχνολογία παρέχει σήμερα την δυνατότητα για παραδοσιακές και νέες υπηρεσίες επικοινωνιών, οι οποίες στο παρελθόν παρέχονταν μέσω πολλών και διαφορετικών δικτύων. Οι νέες υπηρεσίες περιλαμβάνουν μεταφορές δεδομένων, ήχου ακόμα και εικόνας. Μέσα στα πλαίσια της παγκόσμιας κοινωνίας των πληροφοριών, ο κλάδος των τηλεπικοινωνιών διαδραματίζει πρωταρχικό και καθοριστικό ρόλο. Ήδη η τεχνολογική σύγκλιση που πρωτοεμφανίστηκε από τέλη της προηγούμενης δεκαετίας – μεταξύ του τηλεπικοινωνιακού κλάδου και της πληροφορικής – συνέβαλλε στην σύγκλιση των αγορών και στις υπηρεσίες προστιθέμενης αξίας.

Η σημερινή σύγκλιση των τεχνολογιών διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην εξέλιξη των τηλεπικοινωνιών και ανοίγει νέα πεδία ανταγωνισμού των τηλεπικοινωνιακών παροχών. Αυτή η σύγκλιση οδηγεί στον πλήρη και γρήγορο μετασχηματισμό των υφιστάμενων υπηρεσιών για τηλεπικοινωνίες, μέσα επικοινωνίας και τεχνολογίες των πληροφοριών, κατά τρόπο που οι μέχρι πρόσφατα διακριτές ομάδες υπηρεσιών θα αλληλοσυγχωνεύονται, συγχέοντας τις έως τώρα σαφείς διακρίσεις ανάμεσα τους. Οι επιπτώσεις της σύγκλισης επηρεάζουν και τους πολίτες, κυρίως όμως αυτούς της Ευρωπαϊκής Ένωσης λόγω της απελευθέρωσης των τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών που ήδη ισχύει για τα περισσότερα κράτη-μέλη από τη 1<sup>η</sup> Ιανουαρίου 1998. Η νέα αυτή περίοδος που διανύεται και χαρακτηρίζεται από την σύγκλιση των

τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών και την απελευθέρωση τους διακρίνεται από οξύ και σκληρό ανταγωνισμό, ο οποίος μπορεί να επιφέρει όχι μόνο θετικές αλλά και αρνητικές συνέπειες.

### **3.2 Η ΑΠΕΛΕΥΘΕΡΩΣΗ ΤΗΣ ΑΓΟΡΑΣ ΤΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ**

Μέχρι το πρόσφατο παρελθόν ο κλάδος των τηλεπικοινωνιών χαρακτηριζόταν από ένα σφικτό μονοπωλιακό σύστημα, το οποίο δεν έδινε ευκαιρίες για ανάπτυξη. Η απελευθέρωση ξεκίνησε από τις Η.Π.Α. και την Ιαπωνία. Στην Ευρώπη, όλες οι μεγάλες τηλεπικοινωνιακές εταιρίες αποτελούσαν κρατικά μονοπώλια μέχρι τις αρχές της δεκαετίας του '70. Ακολούθησαν οι μαζικές ιδιωτικοποιήσεις των δεκαετιών '80 και '90, οι οποίες οδήγησαν στην σημερινή διαμόρφωση της εικόνας του κλάδου. Η απελευθέρωση ήταν η φυσική κατάληξη των μεγάλων δυνατοτήτων ανάπτυξης που είχαν οι τηλεπικοινωνίες μετά την τεχνολογική έκρηξη της δεκαετίας του '80 αλλά δε μπορούσαν να αξιοποιηθούν στα πλαίσια των περιορισμένων από τις κρατικές κυβερνήσεις προϋπολογισμών των τηλεπικοινωνιακών οργανισμών. Έτσι, η απελευθέρωση των αγορών δίνει την δυνατότητα για υιοθέτηση νέων τεχνολογιών και την ανάπτυξη αποδοτικών υπηρεσιών υψηλής ποιότητας με χαμηλό κόστος.

Η ολοκληρωτική απελευθέρωση των υπηρεσιών έχει μεταβάλει τον τηλεπικοινωνιακό κλάδο ίσως στον πιο εξελίξιμο κλάδο σε ολόκληρη την Ευρώπη. Από τα άκαμπτα και αναποτελεσματικά μονοπώλια που υπήρχαν, η Ευρώπη οδηγήθηκε σε ένα πλήρως ανταγωνιστικό περιβάλλον. Με την απελευθέρωση που

σταδιακά ολοκληρώθηκε σε ολόκληρη την Ευρώπη, άνοιξε ο δρόμος, τόσο για το άνοιγμα των συνόρων για τις τηλεπικοινωνίες εντός της Ε.Ε., όσο και για την επέκταση των ευρωπαϊκών εταιριών εκτός των ορίων της Ε.Ε., σε αναπτυγμένες και αναπτυσσόμενες αγορές.

Ο ανταγωνισμός γίνεται καθημερινά εντονότερος. Με την χρησιμοποίηση της πληροφορικής και των επικοινωνιών, οι επιχειρήσεις μπορούν να διεισδύουν σε εντελώς νέες αγορές. Η πίεση από τον παγκοσμιοποιημένο αυτόν ανταγωνισμό αυξάνει τις επενδύσεις, την καινοτομία και οικονομική αποδοτικότητα και επιταχύνει τους ρυθμούς ανάπτυξης.

Οι τηλεπικοινωνίες είναι ένας κλάδος με ιδιαίτερη στρατηγική σημασία στο νέο αυτό παγκοσμιοποιημένο παραβάλλον. Αποτελεί μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις και έναν από τους βασικούς παράγοντες ανάπτυξης των αγορών και οικονομιών. Συνεφέρουν στην εξοικονόμηση δεκάδων χιλιάδων θέσεων εργασίας και κυρίως διαθέτουν την ευελιξία να επιβιώσουν ακόμα και στις δυσκολότερες περιόδους. Με εξειδικευμένα στελέχη, ο κλάδος των τηλεπικοινωνιών μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένας από τους ταχύτερα αναπτυσσόμενους, αφήνοντας πίσω τομείς όπως η ενέργεια, ο τουρισμός, η βιομηχανία και άλλους που στο παρελθόν πρωτοστατούσαν.

Τα επόμενα χρόνια, όχι μόνο δεν θα επιφέρουν μείωση του πρωταγωνιστικού ρόλου των τηλεπικοινωνιών, αλλά ο τομέας αυτός θα επεκταθεί περισσότερο με την συγχώνευση κι άλλων τομέων και θα κυριαρχήσει ως ένας υπερτόμεας της

επικοινωνίας που θα καλύπτει, θα λειτουργεί και θα αποτελεί το νευρικό σύστημα της κοινωνίας.

Ο χώρος των τηλεπικοινωνιών πέρασε μια περίοδο μεγάλων αλλαγών τις τελευταίες δεκαετίες. Ξεκινώντας από την ψηφιακή επανάσταση της δεκαετίας του '70, έχει φτάσει σήμερα στην εποχή της τρίτης γενιάς της ασύρματης επικοινωνίας. Ωστόσο, ο κλάδος των τηλεπικοινωνιών, μετά από μια σειρά ετών με υψηλούς ρυθμούς ανάπτυξης, παρουσίασε σαφείς ενδείξεις μη αποδοτικής λειτουργίας από το 1999. Η κρίση πρωτοεμφανίστηκε στις Η.Π.Α., όπου τα τεράστια ποσά που δαπανήθηκαν για την δημιουργία παναμερικών δικτύων, σε συνδυασμό με την μεγάλη άνοδο των μετοχών στα τέλη του '90, δημιούργησαν σημαντικά προβλήματα στις επιχειρήσεις.

Από την άλλη πλευρά, ούτε οι ευρωπαϊκές επιχειρήσεις κατάφεραν τελικά να οδηγήσουν τις εξελίξεις και να διαδραματίσουν τον ρόλο για τον οποίο προοριζόταν από τους επιχειρηματικούς και πολιτικούς κύκλους της ευρωπαϊκής ένωσης. Επιχειρησιακοί κολοσσοί, όπως η KPN, η British Telecom και η Deutsche Telekom είναι υπερχρεωμένες και οι Διεθνείς Οργανισμοί είτε έχουν υποβαθμίσει την πιστοληπτική τους ικανότητα είτε τους απειλούν για κάτι τέτοιο.

Αυτό οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στον ανταγωνισμό, που ολοένα και εντείνεται με αποτέλεσμα να οδηγούνται οι επιχειρήσεις σε επενδύσεις μεγαλύτερες από αυτές που μπορούν να αντέξουν και να υπερχρεώνονται. Ένα δεύτερο πρόβλημα που ανέκυψε ήταν η υπερεκτίμηση των προοπτικών της ζήτησης. Οι επιχειρήσεις παρασυρόμενες

από την ανάπτυξη που παρατηρήθηκε κατά την προηγούμενη δεκαετία, ανέμεναν αλματώδεις ρυθμούς ανάπτυξης της ζήτησης, ενώ αντίθετα η αγορά παρουσίασε τάσεις σταθεροποίησης, λόγω των επιπτώσεων που προέκυψαν από την οικονομική επιβράδυνση των τελευταίων ετών. Επίσης, ορισμένες καθυστερήσεις στην προώθηση νέων τεχνολογιών, καθυστέρησαν την είσοδο νέων προϊόντων και υπηρεσιών στην αγορά, και κατά συνέπεια, την είσπραξη εσόδων για τις τηλεπικοινωνιακές επιχειρήσεις. Ειδικά η Ευρωπαϊκή Ένωση καλείται να αντιμετωπίσει και τα εσωτερικά πολιτικά της προβλήματα, η επίλυση των οποίων είναι η πρωταρχική προϋπόθεση για την ανάπτυξη των τηλεπικοινωνιών εκτός των συνόρων της.

Δεδομένων λοιπόν των αδυναμιών σε Η.Π.Α. και Ευρώπη, η Ιαπωνία έχει αναλάβει τον πρωταγωνιστικό ρόλο σε διεθνές επίπεδο στις τηλεπικοινωνίες, ακολουθώντας ένα μοντέλο ανάπτυξης μέσω της παροχής πληθώρας υπηρεσιών. Ωστόσο, παρά τα προβλήματα αυτά η ανάπτυξη του κλάδου συνεχίζεται με μεγάλο ρυθμό. Σύμφωνα με το ευρωπαϊκό παρατηρητήριο τεχνολογίας πληροφορικής (EITO – EUROPIAN Informational Technology Observatory), η ανάπτυξη του κλάδου θα συνεχιστεί, αν και ίσως με λιγότερο χαμηλότερους ρυθμούς ανάπτυξης από την προηγούμενη δεκαετία.

### 3.3 ΟΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΤΟΥ ΚΛΑΔΟΥ

Καθώς η απελευθερωμένη τηλεπικοινωνιακή αγορά βρίσκεται πλέον σε φάση ωρίμανσης, παράγοντες του κλάδου συμφωνούν ότι το ανταγωνιστικό σκηνικό δεν έχει ακόμα πλήρως διαμορφωθεί, χαρακτηρίζεται δε από μια ρευστότητα σε ότι αφορά τη μελλοντική εικόνα του.

Παρόλο που ο ανταγωνισμός (ειδικά για την τηλεφωνία), μεταξύ του βασικού φορέα και των εναλλακτικών παροχών, βρίσκεται στο επίκεντρο των εξελίξεων και αρκετές φορές ενώνει το σύνολο των νεοεισερχόμενων εταιριών σε ένα ενιαίο μέτωπο, ο ανταγωνισμός μεταξύ των τελευταίων είναι εξίσου έντονος, εστιάζει δε ως επί το πλείστον στην διαμόρφωση διαφοροποιημένων πακέτων υπηρεσιών, τα οποία χαρακτηρίζονται από τη προστιθέμενη αξία που περιλαμβάνουν καθώς και από τη διαμόρφωση τους βάση των αναγκών καθορισμένων ομάδων πελατών.

Η βιωσιμότητα των εναλλακτικών παροχών, πέρα των ανταγωνιστικών τιμών και των πακέτων υπηρεσιών, εξαρτάται και από το 'βάθος' των οικονομικών πόρων της κάθε εταιρίας μέχρι αυτή να υλοποιήσει τους στρατηγικούς στόχους που έχει θέσει. Επίσης, η δυνατότητα υποστήριξης της εμπορικής τους δραστηριότητας, μέχρι την ανάπτυξη μιας σημαντικής συνδρομητικής βάσης, καθώς και η δυνατότητα πραγματοποίησης των αναγκαίων επενδύσεων σε επίπεδο τεχνολογικού εξοπλισμού (δίκτυο κλπ.), παίζουν σημαντικό ρόλο στην βραχύ-μεσοπρόθεσμη βιωσιμότητα των νεοεισερχόμενων εταιριών σε αυτό το στάδιο ανάπτυξης της απελευθερωμένης αγοράς τηλεπικοινωνιών.



Σε κάθε περίπτωση οι προοπτικές του κλάδου είναι ευοίωνες. Η ανάπτυξη του κλάδου συνεχίζεται με μειωμένους ωστόσο ρυθμούς λόγω και της γενικότερης κατάστασης της ύφεσης που υπάρχει στην διεθνή οικονομία. Περισσότερη έμφαση δίνεται στα θεμελιώδη μεγέθη και τη στρατηγική των επιχειρήσεων τηλεπικοινωνιών.

Ο ανταγωνισμός των επιχειρήσεων τα τελευταία χρόνια αυξάνεται συνεχώς. Οι νέες υπηρεσίες που εμφανίζονται αλλάζουν συνεχώς το τοπίο στην αγορά και προσφέρουν νέες δυνατότητες στους καταναλωτές. Μέσα σε αυτό όμως το τοπίο επιτυχημένη είναι μια εταιρία που προσφέρει υπηρεσίες αξίας και υψηλής ποιότητας σε ανταγωνιστικές τιμές.

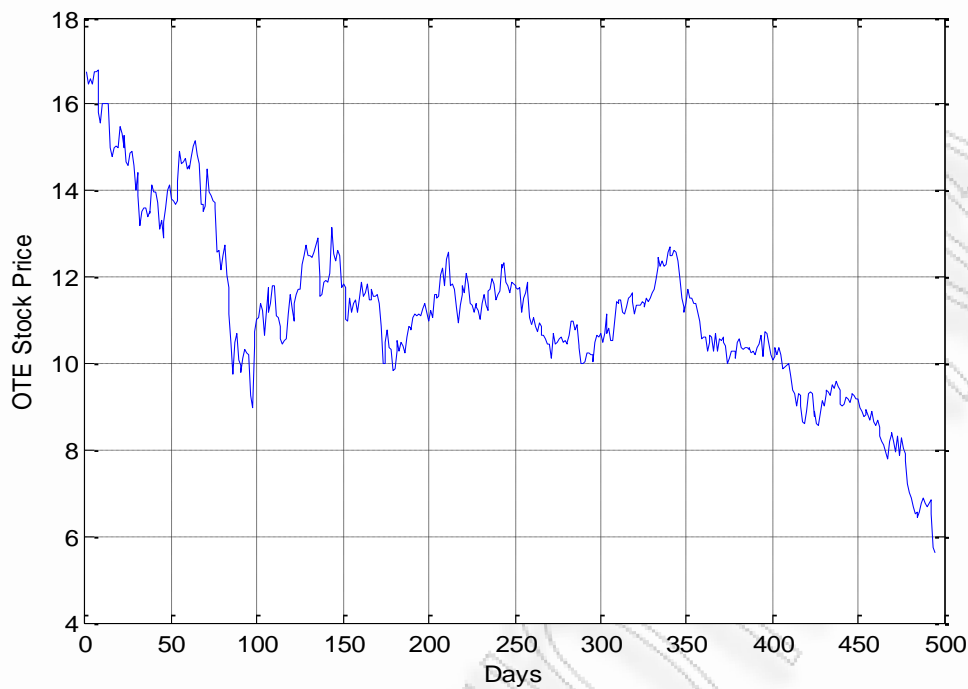
#### **3.4 ΑΝΑΦΟΡΑ ΣΕ ΜΕΓΑΛΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ ΣΤΟ ΚΛΑΔΟ ΤΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΗ**

Στο κεφάλαιο αυτό θα εξεταστεί το προφίλ πέντε μεγάλων εταιριών τηλεπικοινωνίας που δραστηριοποιούνται στην Ευρώπη και οι παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή της μετοχής αυτών των εταιριών. Οι εταιρίες που θα εξεταστούν είναι ο ΟΤΕ, η France Télécom, η Deutsche Telekom, η Belgacom και τέλος η KPN. Πρόκειται για εταιρίες που πρωταγωνιστούν η κάθε μια στην χώρα τους και είναι οι πιο αντιπροσωπευτικές για την εικόνα της τιμής της μετοχής του κλάδου των τηλεπικοινωνιών σε κάθε χώρα αντίστοιχα.

### 3.4.1 ΟΤΕ

Ο Οργανισμός Τηλεπικοινωνιών Ελλάδος (ΟΤΕ) είναι η παλαιότερη και μια από τις μεγαλύτερες εταιρείες παροχής τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών στην Ελλάδα. Ιδρύθηκε από το Ελληνικό Δημόσιο στις 23 Οκτωβρίου 1949 και στις 10 Νοεμβρίου 1949 πραγματοποιήθηκαν τα επίσημα εγκαίνια έναρξης των εργασιών του. Αντικατέστησε την Ανώνυμη Ελληνική Τηλεφωνική Εταιρεία (ΑΕΤΕ) που είχε ως τότε την ευθύνη των τηλεπικοινωνιών.

Από τότε και μέχρι το 2001 κατείχε το μονοπώλιο των τηλεπικοινωνιών σταθερής τηλεφωνίας στην Ελλάδα και μέχρι τις αρχές της δεκαετίας του '90, όπου η κινητή τηλεφωνία μπήκε στην καθημερινότητα των Ελλήνων, η λέξη «τηλεπικοινωνίες» και «ΟΤΕ» ήταν σχεδόν ταυτόσημες για τους κατοίκους της Ελλάδας παρόλο που δεν είχαν καμιά σχέση οι ιδιωτικοί παροχοί με τον ΟΤΕ.



**Διάγραμμα 3.1**

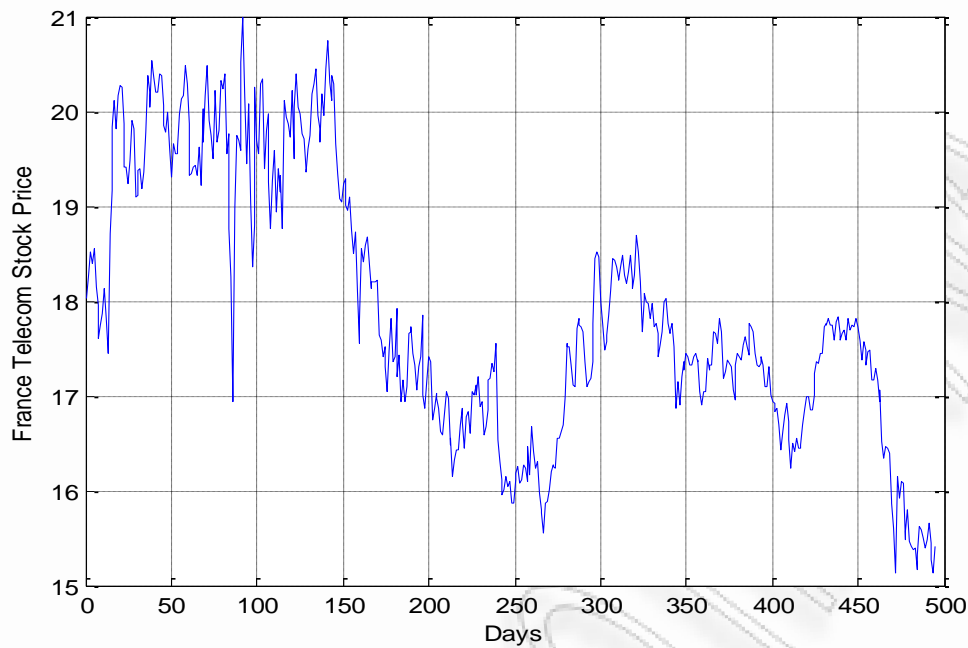
**Γράφημα της τιμής της μετοχής του ΟΤΕ για το χρονικό διάστημα από  
11-06-2008 έως 09-06-2010**

Παραπάνω φαίνεται το γράφημα της τιμής της μετοχής του ΟΤΕ για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010. Η τιμές αυτές της μετοχής θα χρησιμοποιηθούν σαν έξοδος στο νευρωνικό δίκτυο που θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο. Από το γράφημα παρατηρείται μια σταδιακή πτώση της τιμής της μετοχής, προφανώς λόγω της διεθνούς κρίσης που μαστίζει τον κόσμο τα τελευταία 2 χρόνια.

### 3.4.2 France Télécom

Μέχρι το 1988, η FT ήταν γνωστή ως Direction Générale des Télécommunications, ένα τμήμα του Υπουργείου Ταχυδρομείων και Τηλεπικοινωνιών. Έγινε αυτόνομη το 1990. Ιδιωτικοποιήθηκε από την αριστερά κυβέρνηση του Λιονέλ Ζοσπέν αρχίζοντας από την 1 Ιανουαρίου 1998. Η γαλλική κυβέρνηση, τόσο άμεσα όσο και μέσω της εταιρείας χαρτοφυλακίου ERAP, συνεχίζει να κατέχει μερίδιο περίπου 27% στην εταιρεία. Επιπλέον, το συμβούλιο των υπουργών της κυβέρνησης διορίζει τον CEO.

Η France Télécom SA είναι η κύρια εταιρεία τηλεπικοινωνιών στη Γαλλία, η τρίτη μεγαλύτερη στην Ευρώπη και μία από τις μεγαλύτερες στον κόσμο. Απασχολεί σήμερα περίπου 180,000 άτομα (το ήμισυ εκτός της Γαλλίας) και 192,7 εκατομμύρια πελάτες σε όλο τον κόσμο (2010). Το 2008 ο όμιλος είχε έσοδα 53,500,000,000 €. Η έδρα της είναι στο Place d'Alleray, στο 15ο διαμέρισμα του Παρισιού και η σημερινός CEO είναι ο Stéphane Richard.



**Διάγραμμα 3.2**

**Διάγραμμα της τιμής της μετοχής της France Télécom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

Παραπάνω φαίνεται το γράφημα της τιμής της μετοχής της France Télécom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010. Η τιμές αυτές της μετοχής θα χρησιμοποιηθούν σαν έξοδος στο νευρωνικό δίκτυο που θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο. Από το γράφημα παρατηρείται μια σταδιακή πτώση της τιμής της μετοχής, προφανώς λόγω της διεθνούς κρίσης που μαστίζει τον κόσμο τα τελευταία 2 χρόνια.

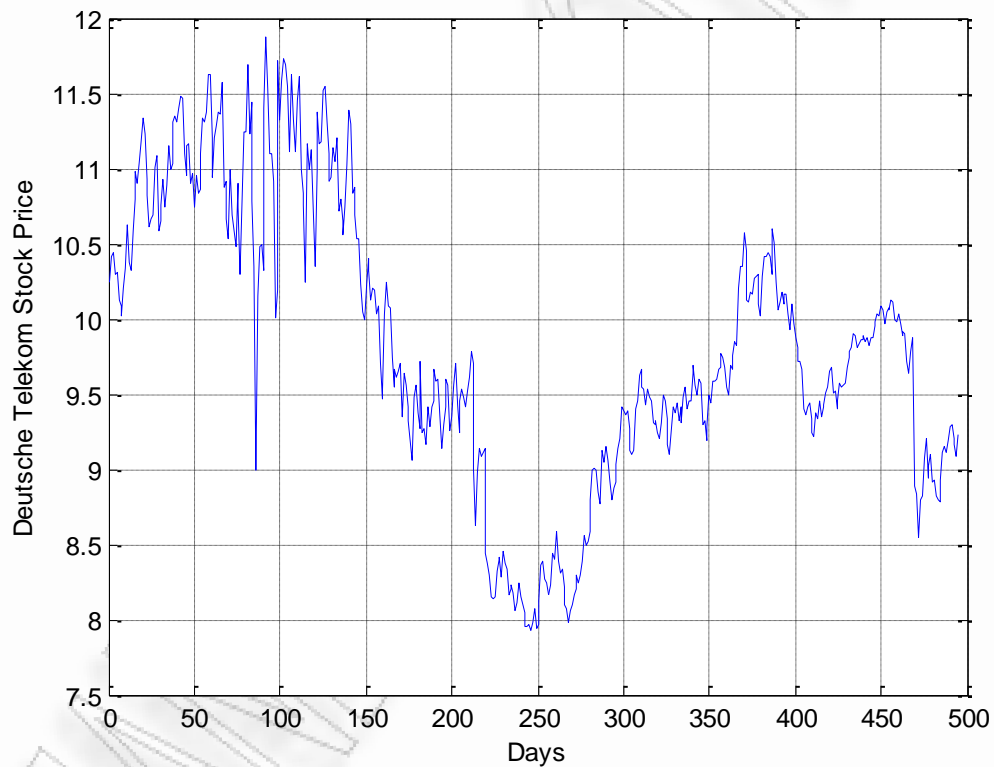
### 3.4.3 Deutsche Telekom

Η Deutsche Telekom AG είναι μια εταιρεία τηλεπικοινωνιών με έδρα τη Βόννη της Γερμανίας. Είναι η μεγαλύτερη εταιρεία τηλεπικοινωνιών στην Ευρώπη. Η Deutsche Telekom ιδρύθηκε το 1996 όταν και ιδιωτικοποιήθηκε η κρατική Deutsche Bundespost η οποία είχε και το μονοπώλιο της αγοράς. Από τον Ιούνιο του 2008, η γερμανική κυβέρνηση εξακολουθεί να κατέχει το 15% των μετοχών σε μετοχές της εταιρείας άμεσα, και ένα άλλο 17% μέσω της κυβερνητικής τράπεζας KfW.

Ο πρώην CEO, Kai-Uwe Ricke είχε εκδιωχθεί από το διοικητικό συμβούλιο της εταιρείας, λόγω της μείωσης των πωλήσεων και της μεταφοράς των πελατών σε φθηνότερους ανταγωνιστές. Περισσότεροι από 1,5 εκατομμύρια πελάτες προτίμησαν αντίπαλες εταιρείες κατά τη διάρκεια του 2005 και 2006 και σαν αποτέλεσμα, η Deutsche Telekom απώλυσε περισσότερους από 30.000 εργαζομένους. Ο νέος Διευθύνων Σύμβουλος ανακοινώθηκε στις 12 Νοεμβρίου 2006 μετά από μια ολονύχτια σύσκεψη του συμβουλίου: René Obermann, ο πρώην διευθύνων σύμβουλος της T-Mobile International.

Ο προκάτοχος του Ricke, Ron Sommer, πρόεδρος της Deutsche Telekom μεταξύ του 1995 και του 2002, είχε εκδιωχθεί λόγω της πτώσης της τιμής της μετοχής της εταιρείας κατά το 2002. Στο αποκορύφωμα της «φούσκας», η μετοχή είχε εκτιμηθεί σε πάνω από € 100 αλλά μειώθηκε σημαντικά σε περίπου € 12 ανά μερίδιο κατά τη διάρκεια δύο μηνών.

Στο πλαίσιο της διαμάχης της Deutsche Telekom για το θέμα των υπολοίπων, υποβλήθηκαν χρεώσεις κατά της εταιρείας για δήθεν κατάχρηση δεδομένων κλήσεων με σκοπό την κατασκόπευση των μελών του εποπτικού συμβουλίου και των δημοσιογράφων. Τον Οκτώβριο του 2008 η εταιρεία επιβεβαίωσε ότι τα προσωπικά στοιχεία 17 εκατ. πελατών κινητής τηλεφωνίας είχαν αντιγραφεί.



**Διάγραμμα 3.3**

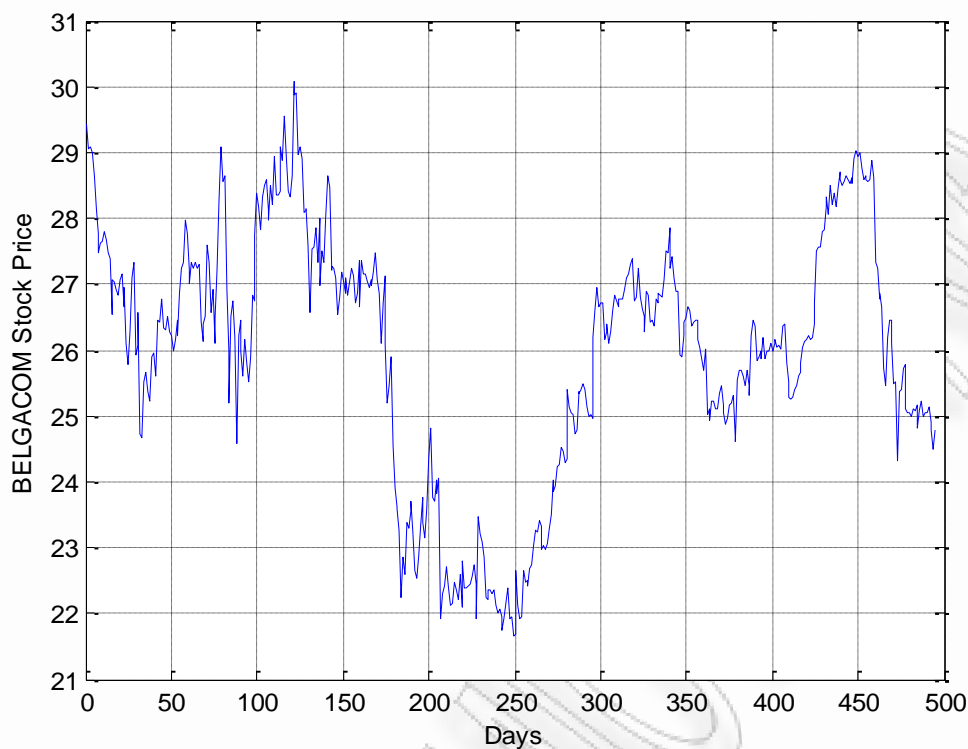
**Διάγραμμα της τιμής της μετοχής της Deutsche Telekom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

Παραπάνω φαίνεται το γράφημα της τιμής της μετοχής της Deutsche Telekom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010. Η τιμές αυτές της μετοχής θα χρησιμοποιηθούν σαν έξοδος στο νευρωνικό δίκτυο που θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο. Από το γράφημα παρατηρείται μια σταδιακή πτώση της τιμής της μετοχής, προφανώς λόγω της διεθνούς κρίσης που μαστίζει τον κόσμο τα τελευταία 2 χρόνια.

#### **3.4.4 Belgacom**

Η Belgacom Group, που αποτελείται από την Belgacom NV / SA και τις κύριες θυγατρικές της που είναι η Proximus (Belgacom Mobile), η Telindus (Belgacom ICT), η Belgacom International Carrier Services, η Skynet, η Tango και η Scarlet, είναι η μεγαλύτερη εταιρεία τηλεπικοινωνιών του Βελγίου. Είναι κατά κύριο λόγο κρατικής ιδιοκτησίας, με μερίδιο 53,3% + 1.





**Διάγραμμα 3.4**

**Διάγραμμα της τιμής της μετοχής της Belgacom για το χρονικό διάστημα  
από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

Παραπάνω φαίνεται το γράφημα της τιμής της μετοχής της Belgacom για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010. Η τιμές αυτές της μετοχής θα χρησιμοποιηθούν σαν έξοδος στο νευρωνικό δίκτυο που θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο. Από το γράφημα παρατηρείται μια σταδιακή πτώση της τιμής της μετοχής, προφανώς λόγω της διεθνούς κρίσης που μαστίζει τον κόσμο τα τελευταία 2 χρόνια.

### 3.4.5 KPN

Η KPN ή αλλιώς Koninklijke KPN N.V., είναι μια ολλανδική εταιρία σταθερού δικτύου και κινητής τηλεφωνίας, συμπεριλαμβανομένων των λειτουργιών 2G και 3G κινητής τηλεφωνίας. Η εταιρία εδρεύει στην Χάγη. Στην Ολλανδία η KPN έχει 6,3 εκατομμύρια πελάτες τηλεφωνίας σταθερής γραμμής. Το τμήμα κινητής τηλεφωνίας της, KPN Mobile, έχει πάνω από 26 εκατομμύρια συνδρομητές στην Ολλανδία, στη Γερμανία, στο Βέλγιο και με διαφορετικές εμπορικές ονομασίες. Μέσω της ιδιοκτησίας της, πολλών ευρωπαϊκών ISP, η KPN παρέχει επίσης πρόσβαση στο Internet σε 2,1 εκατομμύρια πελάτες και προσφέρει επιχειρηματικές υπηρεσίες δικτύου και μεταφορά δεδομένων σε όλη τη Δυτική Ευρώπη.

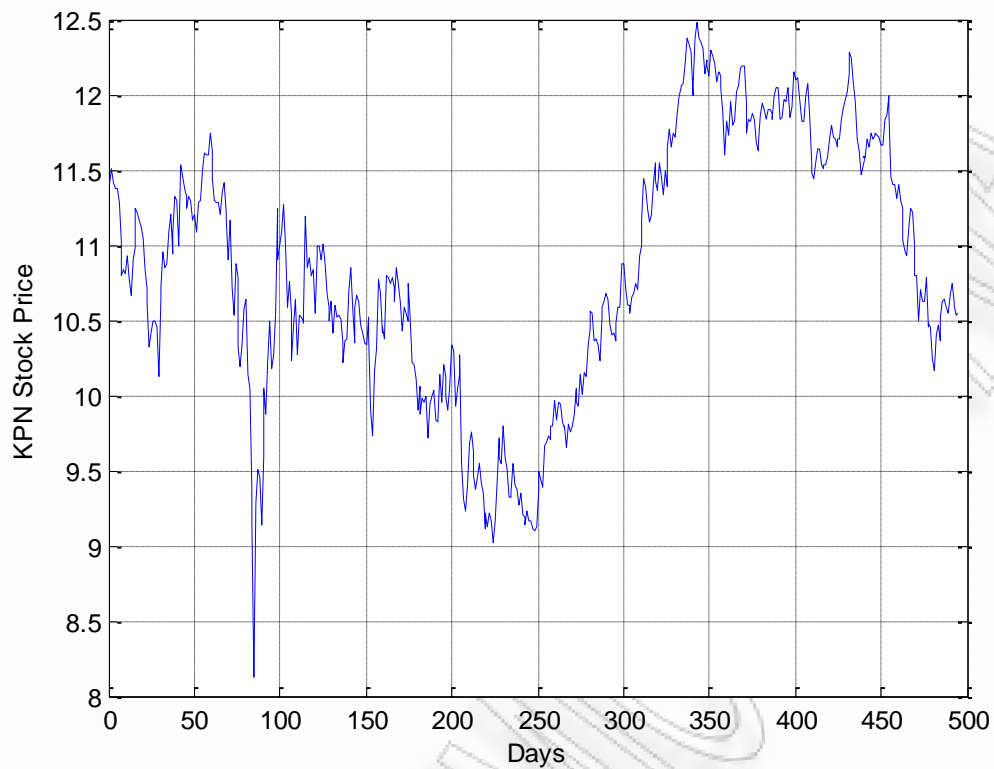
Η ολλανδική κυβέρνηση ιδιωτικοποίησε σταδιακά την KPN, αρχίζοντας από το 1994, μειώνοντας το μερίδιό της στο 6,4% το 2005 και τελικά στο μηδέν το 2006. Το 2001, η KPN προσπάθησε να συγχωνευτεί με την βελγική telco Belgacom. Δεν τα κατάφερε, λόγω της απροθυμίας της βελγικής κυβέρνησης. Το 2001, η ισπανική Telefonica εκδήλωσε ενδιαφέρον για την αγορά της KPN.

Η ιαπωνική εταιρία κινητής τηλεφωνίας NTT DoCoMo κατέχει το 2% των μετοχών της KPN Mobile NV. Από το 2002 μέχρι το 2007, η KPN Mobile παρέχει υπηρεσίες i-mode για τα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας της. Το i-mode, όπως θεσπίστηκε από την KPN E-Plus στη Γερμανία το Μάρτιο του 2002 και από την KPN Mobile The

Netherlands τον Απρίλιο του 2002 ήταν η πρώτη διαδικτυακή υπηρεσία κινητής τηλεφωνίας στην Ευρώπη.

Η KPN κατέχει εν μέρει την KPNQwest, μια εταιρία τηλεπικοινωνιών που ανήκει ισομερώς από την KPN και American Qwest Communications International. Η εταιρεία ιδρύθηκε για να ενώσει τα σύγχρονα δίκτυα οπτικών ινών και των δύο εταιρών και τη τεχνογνωσία των διαδικτυακών υπηρεσιών και της πελατειακής βάσης EUnet International.

Το 2007, η KPN αγόρασε την Getronics N.V., μια εταιρεία παγκοσμίων υπηρεσιών ICT με περισσότερους από 22.000 εργαζομένους και έγινε σχεδόν δύο φορές το αρχικό μέγεθος της. Η KPN ακόμα πουλάει τμήματα της Getronics που δεν είναι του ενδιαφέροντός της. Πρόσφατα πούλησαν ένα ολλανδικό τμήμα της Getronics που ονομάζεται Business Application Services (BAS) στην Capgemini για περίπου €250,000,000.



**Διάγραμμα 3.5**

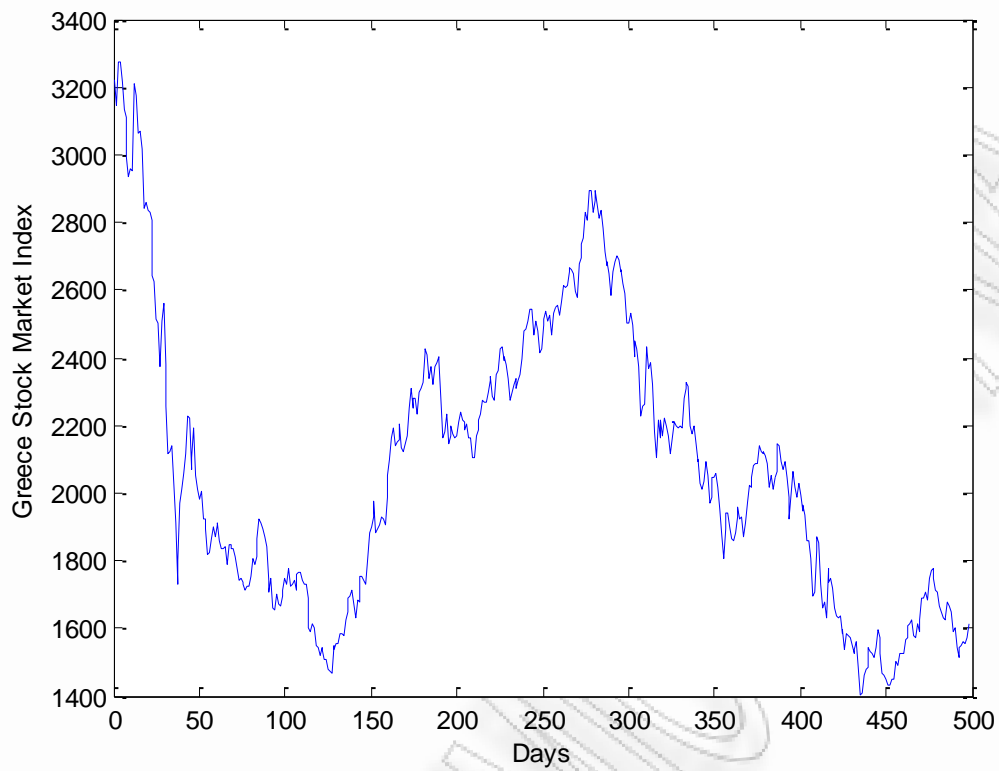
**Διάγραμμα της τιμής της μετοχής της KPN για το χρονικό διάστημα  
από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

Παραπάνω φαίνεται το γράφημα της τιμής της μετοχής της KPN για το χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010. Η τιμές αυτές της μετοχής θα χρησιμοποιηθούν σαν έξοδος στο νευρωνικό δίκτυο που θα παρουσιαστεί στο επόμενο κεφάλαιο. Από το γράφημα παρατηρείται μια σταδιακή πτώση της τιμής της μετοχής, προφανώς λόγω της διεθνούς κρίσης που μαστίζει τον κόσμο τα τελευταία 2 χρόνια.

Για κάθε μια εταιρία, τρεις είναι οι παράγοντες που επηρεάζουν πιο σημαντικά της εικόνα της μετοχής της εταιρίας και είναι οι εξής: οι τιμές του Γενικού Δείκτη χρηματιστηρίου, οι τιμές της ισοτιμίας Ευρώ - Δολαρίου και τέλος οι τιμές του επιτοκίου Euribor. Οι τιμές αυτές θα χρησιμοποιηθούν σαν είσοδοι στο νευρωνικό δίκτυο που θα εξεταστεί στο επόμενο κεφάλαιο. Η ισοτιμία και το επιτόκιο είναι τα ίδια για όλες τις εταιρίες, καθώς και οι πέντε βρίσκονται εντός της ευρωπαϊκής ζώνης. Το μόνο που διαφέρει για κάθε χώρα είναι η τιμή του γενικού δείκτη του χρηματιστηρίου της χώρας στην οποία ανήκει η εταιρία.

Με την βοήθεια διαγραμμάτων παρακάτω θα φάνει η πορεία των τριών αυτών παραμέτρων για το χρονικό διάστημα από 10-6-2008 έως 08-06-2010, χρονικό διάστημα για το οποίο θα εξεταστεί και η τιμή της μετοχής των εταιριών αυτών. Στην συνέχεια θα εισαχθούν τα δεδομένα αυτά στο Νευρωνικό Δίκτυο που θα σχεδιαστεί για την εκτίμηση της τιμής της μετοχής των πέντε αυτών εταιριών τηλεπικοινωνίας.

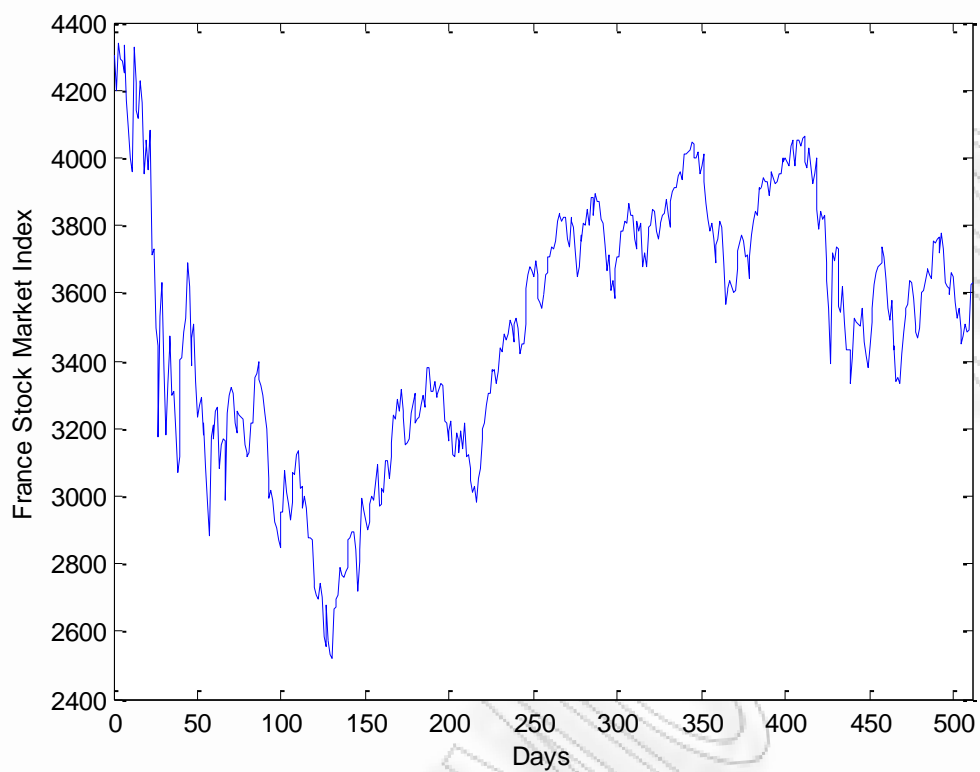
Για αρχή θα παρουσιαστεί με διαγράμματα η εικόνα του γενικού δείκτη του χρηματιστηρίου για κάθε μια χώρα στην οποία ανήκουν, ο ΟΤΕ (Ελλάδα), η France Télécom (Γαλλία), η Deutsche Telekom Γερμανία), η Belgacom (Βέλγιο) και η KPN (Ολλανδία), για το χρονικό διάστημα από 10-6-2008 έως 08-06-2010.



**Διάγραμμα 3.6**

**Γράφημα του Γενικού Δείκτη Χρηματιστηρίου Αθηνών**

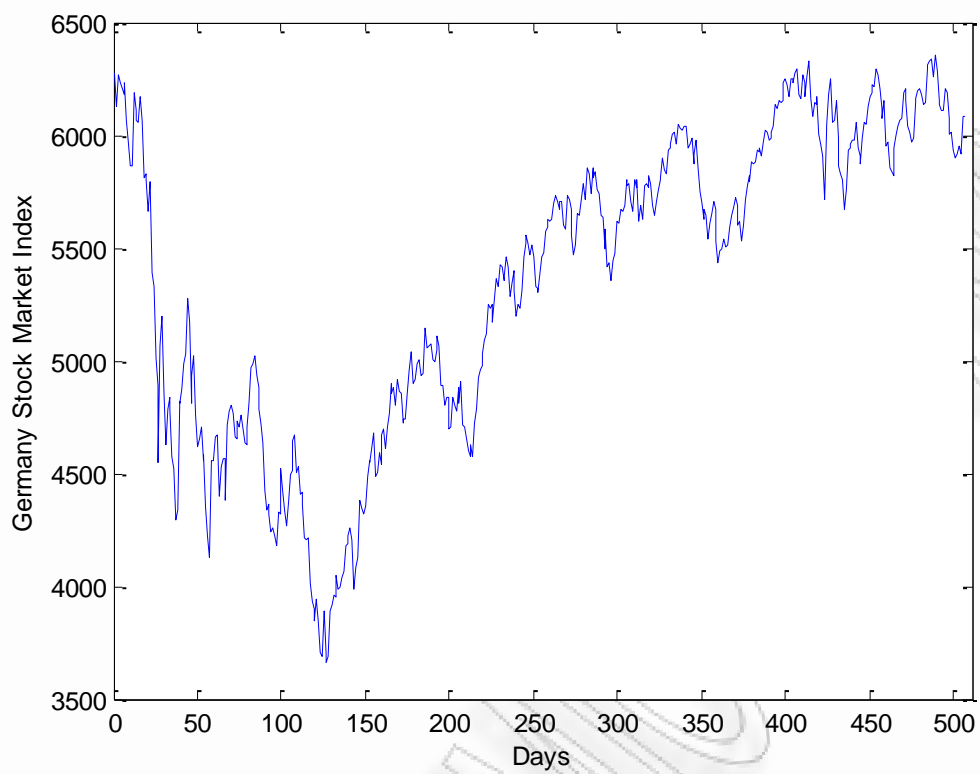
**από 11-06-2008 έως 09-06-2010**



**Διάγραμμα 3.7**

**Γράφημα του Γενικού Δείκτη CAC 40 του Χρηματιστηρίου Γαλλίας**

**από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

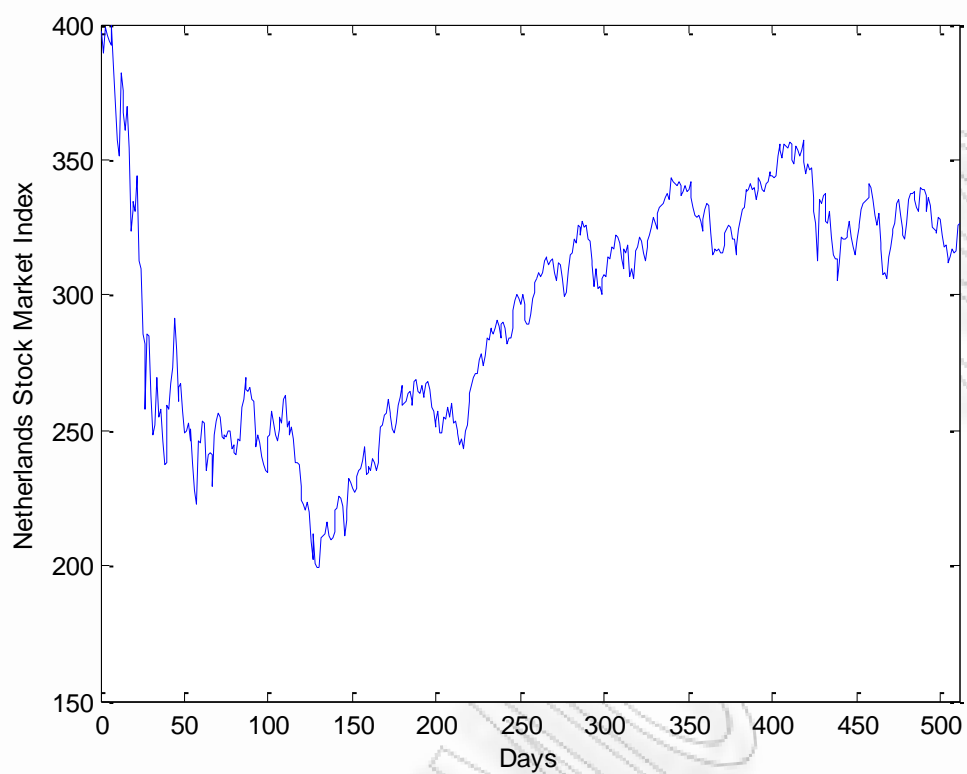


**Διάγραμμα 3.8**

**Γράφημα του Γενικού Δείκτη XETRA DAX του Χρηματιστηρίου Γερμανίας**

**από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

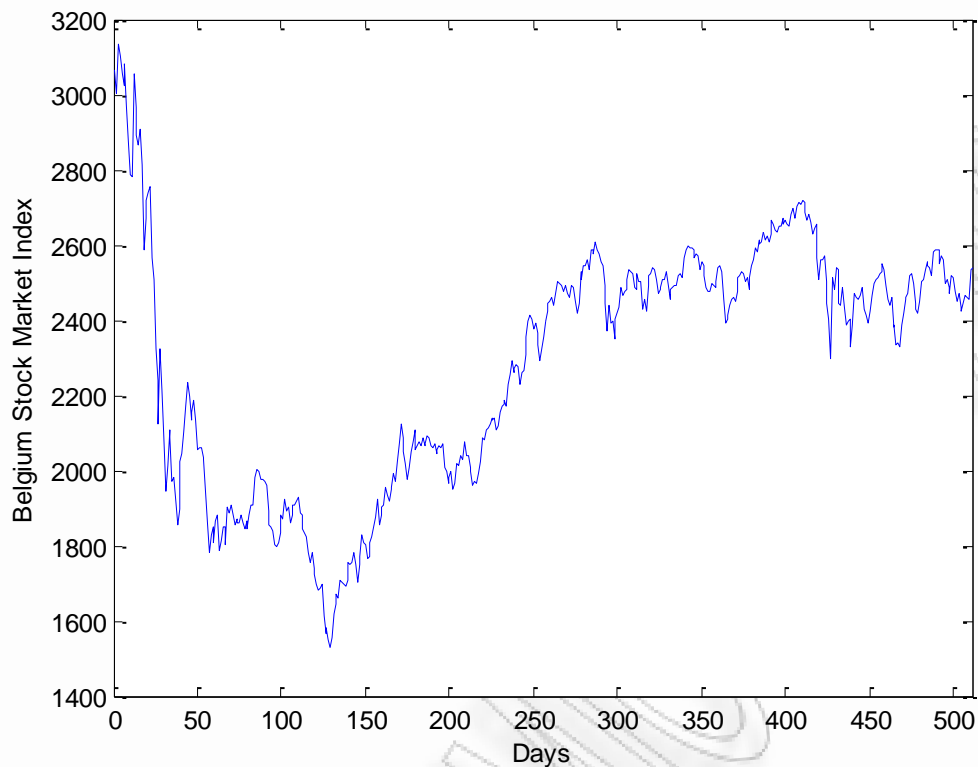




**Διάγραμμα 3.9**

**Γράφημα του Γενικού Δείκτη AMS EXCH του Χρηματιστηρίου Ολλανδίας**

**από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

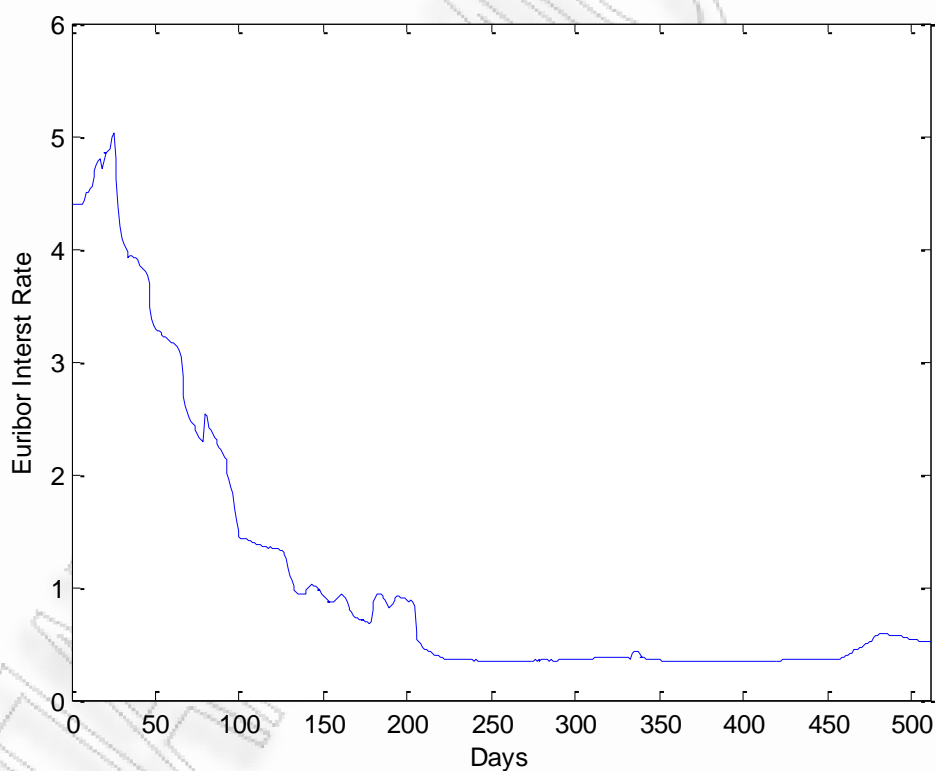


**Διάγραμμα 3.10**

**Γράφημα του Γενικού Δείκτη BEL20 του Χρηματιστηρίου Βελγίου  
από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

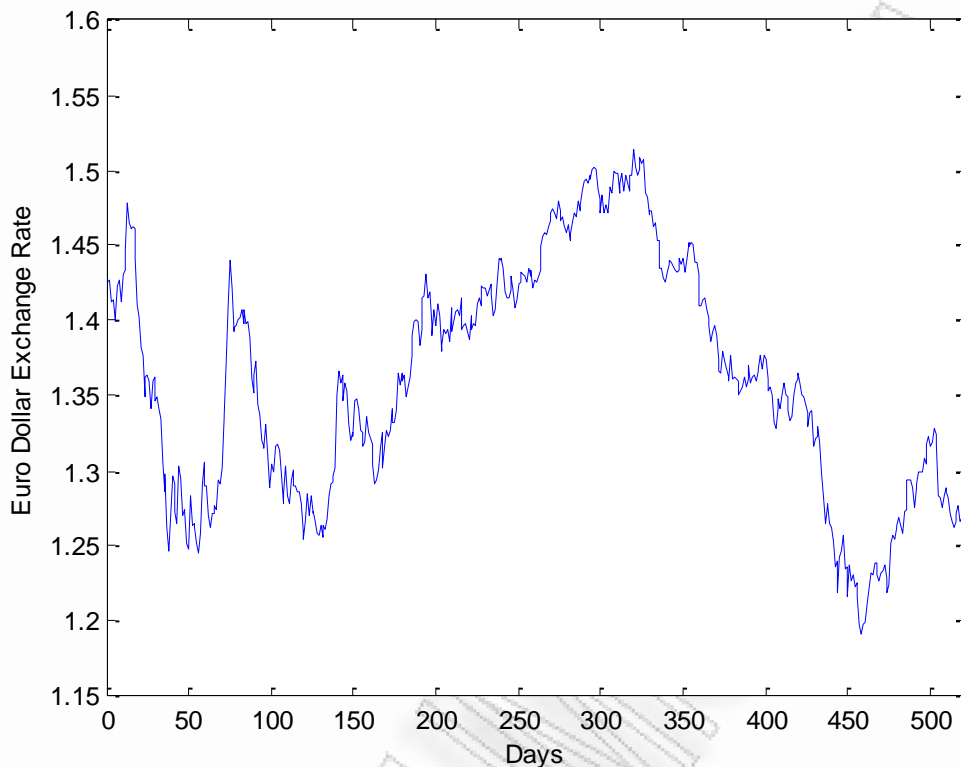
Από τα παραπάνω διάγραμμα των γενικών δεικτών των πέντε μεγάλων χρηματιστηρίων της Ευρώπης φαίνεται ότι υπάρχει μια μεγάλη πτώση για ένα τρίμηνο από τον Ιούνιο του 2008 μέχρι τον Οκτώβριο του 2008, αλλά μετά από αυτή την πτώση παρατηρείται μια απότομη αύξηση του δείκτη και τέλος μια σταθεροποίηση του σε ένα κλειστό εύρος τιμών του δείκτη. Βέβαια αυτή η εικόνα δεν ισχύει για τον γενικό δείκτη του χρηματιστηρίου Αθηνών, όπου παρατηρείται μια απότομη πτώση από τον Απρίλιο του 2009 μέχρι σήμερα.

Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνεται η εικόνα του επιτοκίου Euribor, το οποίο είναι το διατραπεζικό επιτόκιο, δηλαδή το επιτόκιο που δανείζει η μία Τράπεζα την άλλη και το οποίο καθορίζεται καθημερινά από άνω των πενήντα Τραπεζών μέσω συγκεκριμένης διαδικασίας, καθώς και η εικόνα της συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου. Πρόκειται για δυο παράγοντες που επηρεάζουν σημαντικά την τιμή της μετοχής μιας εταιρίας τηλεπικοινωνίας, για αυτό και επιλέχτηκαν να εισαχθούν σαν παράμετροι στο Νευρωνικό Δίκτυο που θα εξεταστεί στο επόμενο κεφάλαιο.



**Διάγραμμα 3.11**

**Γράφημα του επιτοκίου Euribor από 11-06-2008 έως 09-06-2010**



**Διάγραμμα 3.12**

**Γράφημα του συναλλαγματικής ισοτιμίας μεταξύ Ευρώ και Δολαρίου**

**από 11-06-2008 έως 09-06-2010**

Από το διάγραμμα του επιτοκίου Euribor παρατηρείται μια σταδιακή πτωτική τάση του επιτοκίου, καθώς οι κεντρικές τράπεζες χορηγούν αφειδώς ρευστότητα στο τραπεζικό σύστημα, ενώ μειώνουν τα βασικά επιτόκια τους ώστε να περιορίσουν τις ζημιές από την επέκταση της διεθνούς πιστωτικής κρίσης. Από την άλλη πλευρά, όσον αφορά την ισοτιμία Ευρώ-Δολαρίου, παρά το γεγονός ότι το δολάριο ανατιμήθηκε έναντι του ευρώ τις τελευταίες ημέρες, πολλοί αναλυτές πιστεύουν ότι η ανοδική πορεία του κοινού ευρωπαϊκού νομίσματος θα συνεχιστεί. Αυτές οι

προβλέψεις βασίζονται στην ανησυχία των αγορών για τις μακροπρόθεσμες συνέπειες των «διπλών» ελλειμμάτων του προϋπολογισμού και του εμπορικού ισοζυγίου στις ΗΠΑ καθώς, βραχυπρόθεσμα τουλάχιστον, η εξασθένηση του δολαρίου εξυπηρετεί την αντιμετώπιση των αμερικανικών ελλειμμάτων.

Ενώ το ευρώ είχε ισχυροποιηθεί κατά 8,19% έναντι του δολαρίου μέχρι τα μέσα Ιουλίου 2008, η κατάσταση αντιστράφηκε, κλείνοντας το 2008 στα επίπεδα των 1,4114 δολαρίων με αποτέλεσμα όχι μόνο να χάσει όλα τα κέρδη που είχε αποκομίσει μέχρι τα μέσα Ιουλίου αλλά και να καταγράψει μια διολίσθηση της τάξεως του 4,32% καθ' όλη τη διάρκεια του 2008. Η διολίσθηση του ευρώ έναντι του αμερικανικού νομίσματος συνεχίστηκε και το πρώτο δίμηνο του 2009. Στις 5 Μαρτίου η ισοτιμία καταγράφηκε στα 1,2541 δολάρια ανά ευρώ, πράγμα που σημαίνει ότι σωρευτικά από τις αρχές του 2008 και μέχρι τις αρχές Μαρτίου 2009, η διολίσθηση του ευρώ έναντι του δολαρίου ήταν της τάξεως του 17,41%.

### **3.5 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ**

Η σημερινή σύγκλιση των τεχνολογιών διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην εξέλιξη των τηλεπικοινωνιών και ανοίγει νέα πεδία ανταγωνισμού των τηλεπικοινωνιακών παροχών. Το σφικτό μονοπωλιακό σύστημα διαδέχτηκαν οι μαζικές ιδιωτικοποιήσεις των δεκαετιών '80 και '90, οι οποίες οδήγησαν στην σημερινή διαμόρφωση της εικόνας του κλάδου. Με την απελευθέρωση που σταδιακά ολοκληρώθηκε σε ολόκληρη την Ευρώπη, άνοιξε ο δρόμος, τόσο για το άνοιγμα των συνόρων για τις

τηλεπικοινωνίες εντός της Ε.Ε., όσο και για την επέκταση των ευρωπαϊκών εταιριών εκτός των ορίων της Ε.Ε., σε αναπτυγμένες και αναπτυσσόμενες αγορές.

Ωστόσο, ο κλάδος των τηλεπικοινωνιών, μετά από μια σειρά ετών με υψηλούς ρυθμούς ανάπτυξης, παρουσίασε σαφείς ενδείξεις μη αποδοτικής λειτουργίας από το 1999. Η κρίση πρωτοεμφανίστηκε στις Η.Π.Α., ωστόσο ούτε οι ευρωπαϊκές επιχειρήσεις κατάφεραν τελικά να οδηγήσουν τις εξελίξεις και να διαδραματίσουν τον ρόλο για τον οποίο προοριζόταν από τους επιχειρηματικούς και πολιτικούς κύκλους της ευρωπαϊκής ένωσης. Καθώς η απελευθερωμένη τηλεπικοινωνιακή αγορά βρίσκεται πλέον σε φάση ωρίμανσης, παράγοντες του κλάδου συμφωνούν ότι το ανταγωνιστικό σκηνικό δεν έχει ακόμα πλήρως διαμορφωθεί, χαρακτηρίζεται δε από μια ρευστότητα σε ότι αφορά τη μελλοντική εικόνα του.

Πέντε από τις μεγαλύτερες εταιριών τηλεπικοινωνίας που δραστηριοποιούνται στην Ευρώπη και πρωταγωνιστούν η κάθε μια στην χώρα τους είναι ο ΟΤΕ, η France Télécom, η Deutsche Telekom, η Belgacom και η KPN. Η διαμόρφωση της τιμής της μετοχής αυτών των εταιριών επηρεάζεται από πολλές παραμέτρους, με τις σημαντικότερες να είναι οι τιμές του Γενικού Δείκτη χρηματιστηρίου, οι τιμές της ισοτιμίας Ευρώ - Δολαρίου και τέλος οι τιμές του επιτοκίου Euribor. Η εικόνα για αυτές τις παραμέτρους τα τελευταία χρόνια είναι ιδιαίτερα ζοφερή λόγω της παγκόσμιας κρίσης. Ωστόσο, παρά τα προβλήματα η ανάπτυξη του κλάδου συνεχίζεται με μεγάλο ρυθμό, αν και ίσως με λιγότερο χαμηλότερους ρυθμούς ανάπτυξης από την προηγούμενη δεκαετία.

## ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

### ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Boyland, O. and G. Nicoletti: “Regulation, Market Structure and Performance in Telecommunications”, *OECD Economic Studies*, 32, 2001

### ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ενημερωτικό Δελτίο της ΕΕΤΤ: “Η 10<sup>η</sup> Έκθεση της Ευρωπαϊκής Επιτροπής για την αγορά ηλεκτρονικών Επικοινωνιών”

Ηλίας Αλεξάκης: “*Πρότυπα Συστήματα Διαχείρισης Ποιότητας στις Τηλεπικοινωνίες*”, Διπλωματική Εργασία, Πανεπιστήμιο Πειραιά, 2006

Πάνος Στυλιανόπουλος: “*Οι Τηλεπικοινωνίες στην Ελλάδα και τον κόσμο: η απελευθέρωση των τηλεπικοινωνιών υπηρεσιών στην Ε.Ε. και στην Ελλάδα, οι μεγαλύτεροι Τηλεπικοινωνιακοί Οργανισμοί του κόσμου, οι παγκόσμιες συμμαχίες και ο Ο.Τ.Ε.*”, Διατριβή, Πανεπιστήμιο Πειραιά, 1999

### ΔΙΑΔΥΚΤΙΚΟΙ ΤΟΠΟΙ

ADSL, ευρυζωνικές συνδέσεις και τεχνολογία, [ADSLgr.com](http://ADSLgr.com), “Στην σκιά τεσσάρων γιγάντων οι τηλεπικοινωνιακές υπηρεσίες”

Εθνική Επιτροπή Τηλεπικοινωνιών, [www.eett.gr](http://www.eett.gr): “Ανακοίνωση σχετικά με την  
απελευθέρωση της αγοράς Τηλεπικοινωνιών”

European Information Technology Observatory: [www.eitto.com](http://www.eitto.com)

Στοιχεία από την ITU: [www.itu.com](http://www.itu.com)

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΡΑΙΑ



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

### ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΙΜΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΕΥΡΩΠΑΙΚΩΝ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

#### 4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο κεφάλαιο αυτό θα πραγματοποιηθεί μια εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων πάνω στην εκτίμηση της τιμής της μετοχής πέντε μεγάλων οργανισμών τηλεπικοινωνίας που δραστηριοποιούνται αυτή την εποχή στην Ευρώπη με ορίζοντα μια μέρα μπροστά. Οι υπολογισμοί και τα γραφήματα που θα ακολουθήσουν πραγματοποιήθηκαν με την βοήθεια του Neural Network Toolbox του Matlab μέσω του Graphical User Interface.

Θα πρέπει να τονιστεί ότι η εκτίμηση της τιμής της μετοχής απαιτεί πολλές παραμέτρους για την όσο τον δυνατόν πιο ακριβή εκτίμηση της. Ωστόσο σε αυτό το κεφάλαιο επιλέχτηκαν οι τρεις πιο βασικές παράμετροι που θεωρείται ότι επηρεάζουν πιο σημαντικά την τιμή της μετοχής μιας εταιρίας τηλεπικοινωνίας. Στην επόμενη ενότητα θα γίνει μια λεπτομερής περιγραφή των βημάτων που ακολουθήθηκαν μέσω του Matlab για τον υπολογισμό της τιμής της μετοχής των πέντε μεγάλων οργανισμών τηλεπικοινωνίας και συγκεκριμένα του ΟΤΕ, της France Télécom, της Deutsche Telekom, της Belgacom και της KPN.

## 4.2 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΩΝ ΒΗΜΑΤΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ

Το διάνυσμα της μεταβλητής εισόδου που θα χρησιμοποιηθεί και θα εισαχθεί στο λογισμικό του Matlab για να τροφοδοτήσει το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρεις γραμμές (rows) οι οποίες είναι: οι τιμές του Γενικού Δείκτη χρηματιστηρίου, οι τιμές της ισοτιμίας Ευρώ - Δολαρίου και τέλος οι τιμές του επιτοκίου Euribor. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι οι παραπάνω τιμές αντιστοιχούν για το χρονικό διάστημα από 10-6-2008 έως 08-06-2010.

Το επόμενο βήμα είναι να επιλεγεί το διάνυσμα της μεταβλητής εξόδου που θα τροφοδοτήσει το νευρωνικό δίκτυο έτσι ώστε να ξεκινήσει η εκπαίδευση του και είναι οι τιμές της μετοχής από 11-06-2008 έως 09-06-2010. Όπως φαίνεται και από τα διαστήματα τιμών, επειδή στόχος αυτής της εφαρμογής είναι να προβλέψει την τιμή της μετοχής μια μέρα μετά από την τελευταία τιμή της μετοχής που εισήχθη στα δεδομένα εξόδου, δηλαδή την 10-06-2010, θα χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα εισόδου τα  $x_1(k)$ ,  $x_2(k)$ ,  $x_3(k)$ , αλλά ως δεδομένο εξόδου το  $y(k+1)$ , όπου η μεταβλητή  $k$  αναπαριστά τις ημέρες. Αυτό που πραγματικά συμβαίνει επομένως είναι η μετακίνηση του διανύσματος της μεταβλητής εξόδου μια μέρα μπροστά που είναι και το ζητούμενο διάστημα πρόβλεψης.

Το επόμενο βήμα είναι η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, στάδιο κατά το οποίο το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει με την βοήθεια ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης την

σχέση ανάμεσα στο διάνυσμα της μεταβλητής εισόδου και της μεταβλητής εξόδου. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται είναι ο Levenberg-Marquardt και διαιρεί αυτόματα τα δεδομένα εισόδου και εξόδου σε τρία σετ ως ακολούθως:

- 60% χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση
- 30% χρησιμοποιούνται για την επικυρώσουν ότι το δίκτυο έχει την ικανότητα να γενικεύει και για να σταματήσουν την εκπαίδευση προτού γίνει υπερτροφοδότηση
- 30% χρησιμοποιούνται σαν ένα ανεξάρτητο τεστ της γενίκευσης του δικτύου

Πλέον το νευρωνικό δίκτυο έχει εκπαιδευτεί και γνωρίζει την σχέση που συνδέει τις τιμές του Γενικού Δείκτη του χρηματιστηρίου, των ισοτιμιών Ευρώ – Δολαρίου και του επιτοκίου Euribor την χρονική στιγμή  $k$  με την τιμή της μετοχής την χρονική στιγμή  $k+1$ . Επομένως είναι πλέον δυνατόν να εισαχθούν καινούρια δεδομένα – εισοδοι στο νευρωνικό δίκτυο και να ληφθούν αποτελέσματα – έξοδοι τα οποία θα συγκριθούν με τις πραγματικές τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Η παραπάνω διαδικασία είναι γνωστή σαν προσομοίωση (simulation). Φυσικά σαν δεδομένα εισόδου αυτή την φορά θα χρησιμοποιηθούν οι τιμές των ίδιων παραμέτρων αλλά για το χρονικό διάστημα από 10-06-2008 έως 09-06-2010, μια μέρα μετά δηλαδή ώστε να παρθεί σαν αποτέλεσμα η τιμή της μετοχής την επομένη ημέρα - την 10-06-2010.

Τέλος, μια ανάλυση παλινδρόμησης είναι ένα πολύ καλό εργαλείο για να φάνει πόσο κοντά ή μακριά είναι οι πραγματικές τιμές της μετοχής από τις τιμές της μετοχής που πάρθηκαν σαν έξοδοι από την προσομοίωση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Στην επόμενη ενότητα θα παρουσιαστεί για κάθε μια εταιρία τηλεπικοινωνίας, η γραφική απεικόνιση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθώς και τα αποτελέσματα που πάρθηκαν.

### **4.3 ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΤΩΝ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΚΑΩΝ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕΣΩ ΤΟΥ MATLAB**

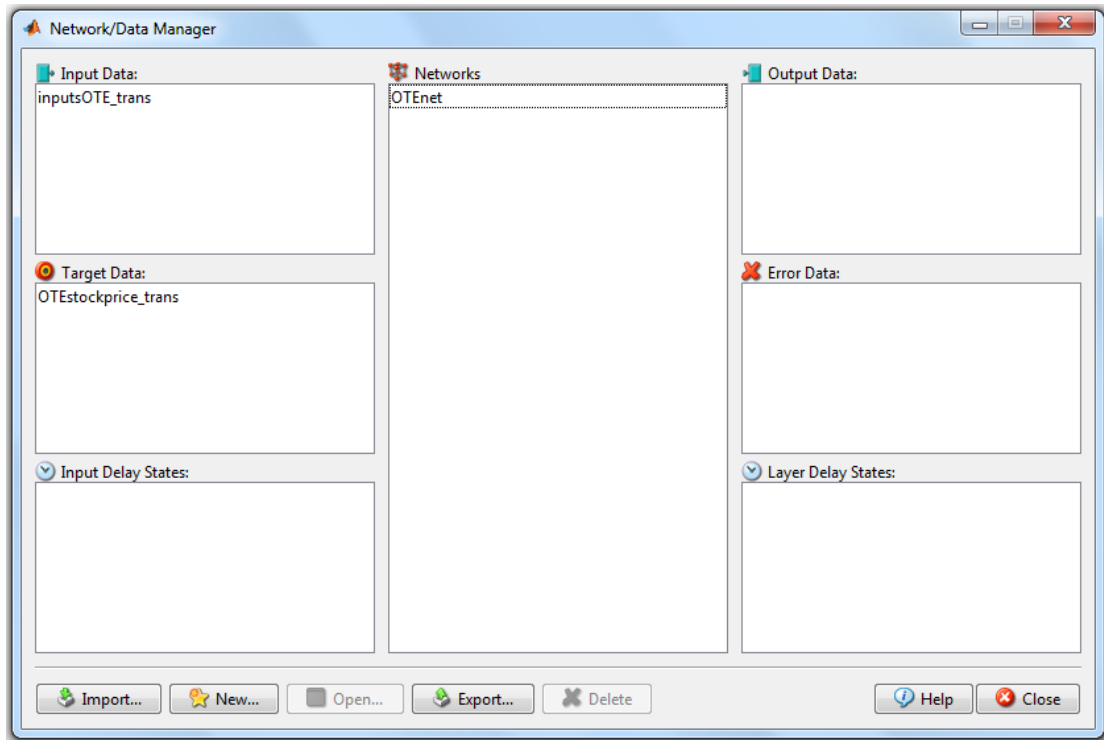
#### **4.3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Στο σημείο αυτό θα παρουσιαστεί το λογισμικό που θα χρησιμοποιηθεί για την επεξεργασία των δεδομένων και για την παραγωγή αποτελεσμάτων με την βοήθεια του τεχνητού νευρωνικού δικτύου ώστε να γίνει η πρόβλεψη της τιμής της μετοχής. Το Matlab διαθέτει ένα εξαιρετικό toolbox και ανάμεσα στα εργαλεία που διαθέτει είναι το Neural Network Toolbox. Η σχεδίαση του προβλήματος και η πρόβλεψη θα γίνει μέσω του Graphical User Interface, ενός γραφικού περιβάλλοντος που περιέχεται μέσα στο toolbox των Neural Networks. Παρακάτω παρουσιάζονται τα βήματα δημιουργίας του δικτύου καθώς και ότι είναι πιθανόν να περιέχεται σε αυτά.

#### 4.3.2 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΔΙΚΤΥΟΥ - ΕΙΣΟΔΟΙ ΚΑΙ ΕΞΟΔΟΙ

Πρώτο βήμα είναι η δημιουργία του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή η εισαγωγή του διανύσματος εισόδου, του διανύσματος εξόδου και στην συνέχεια η ονομασία του νευρωνικού δικτύου. Εφόσον δημιουργηθεί, το δίκτυο στην συνέχεια θα εκπαιδευτεί. Έπειτα μπορεί να σωθούν τόσο το ίδιο το δίκτυο, τα αποτελέσματα του με την εξαγωγή τους στο παράθυρο εντολών του Matlab (workspace).

Η παραπάνω μέθοδος θα εφαρμοστεί για κάθε τηλεπικοινωνιακό οργανισμό ξεχωριστά, ξεκινώντας πιο αναλυτικά από τον ΟΤΕ. Πρώτα πρέπει να οριστεί η είσοδος του δικτύου, η οποία είναι ένα διάνυσμα τριών γραμμών και ονομάζεται `inputsOTE_trans` και περιλαμβάνει τις τιμές του Γενικού Δείκτη του χρηματιστήριου, των ισοτιμιών Ευρώ – Δολαρίου και του επιτοκίου Euribor που αναλύθηκαν με γραφήματα στο προηγούμενο κεφάλαιο. Το διάνυσμα εισόδου – το οποίο σαν αρχική μορφή είναι σε excel μορφή - εισάγεται στο γραφικό περιβάλλον μέσω της εντολής `import`. Στην συνέχεια ορίζεται το διάνυσμα της μεταβλητής εξόδου το οποίο είναι ένα διάνυσμα μιας γραμμής και αποτελείται από τις τιμές της μετοχής του κάθε τηλεπικοινωνιακού οργανισμού και ονομάζεται `OTEstockprice_trans`.

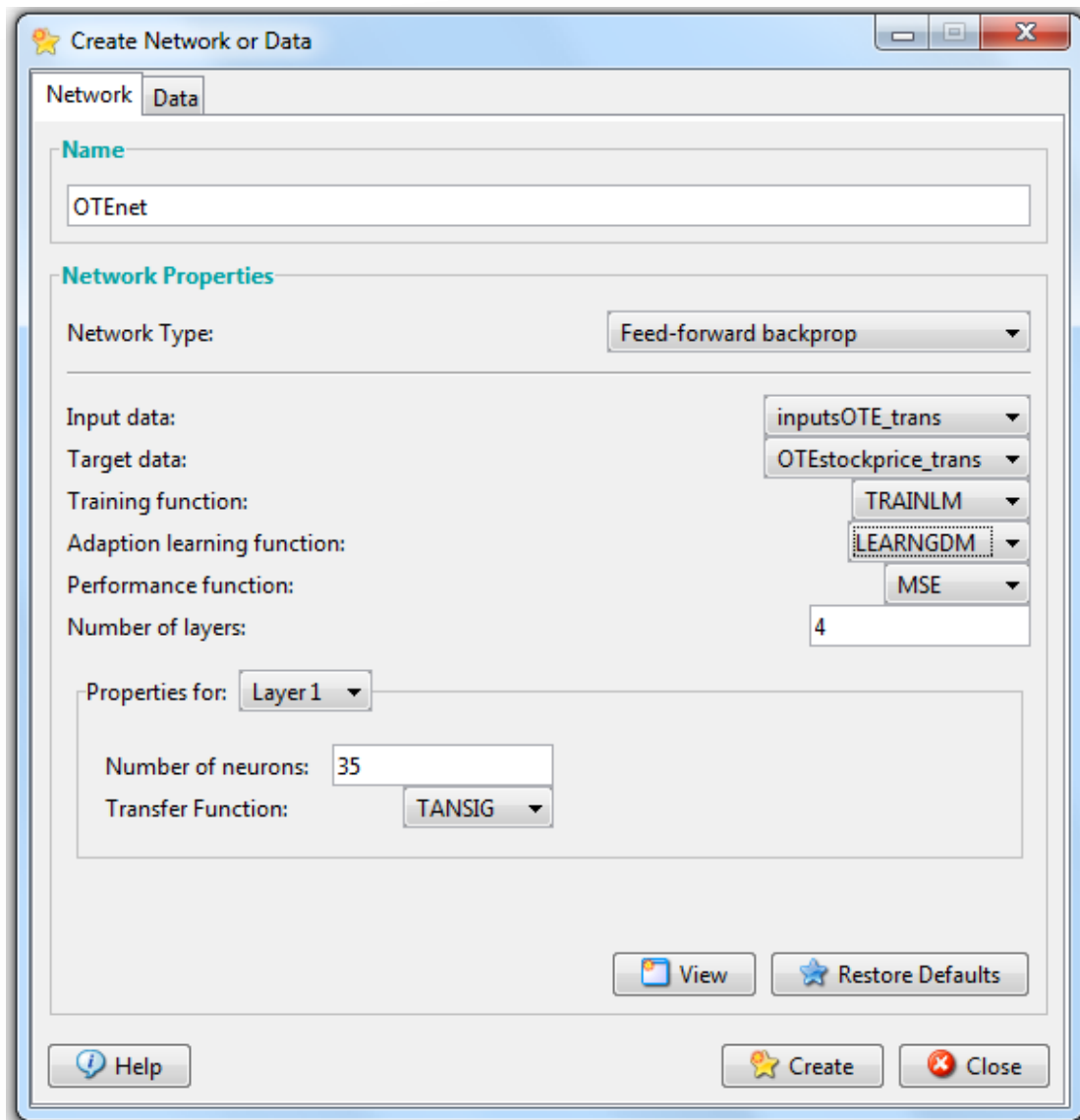


**Διάγραμμα 4.1**

### **Απεικόνιση των δεδομένων του Νευρωνικού Δικτύου**

#### **4.3.3 ΟΡΙΣΜΟΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ**

Τώρα μπορεί να δημιουργηθεί το δίκτυο μέσω της εντολής new. Πρόκειται για ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου Feed-forward backpropagation, το οποίο ονομάζεται OTEnet και θέτονται σαν είσοδος το inputsOTE\_trans και σαν έξοδος το OTEstockprice\_trans. Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος εκμάθησης TRAINLM ή Levenberg-Marquardt. Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων ορίζεται σε 4 ενώ κάθε επίπεδο θα διαθέτει 35 νευρώνες. Τέλος, η επίδοση του δικτύου θα αξιολογηθεί με κριτήριο το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE).



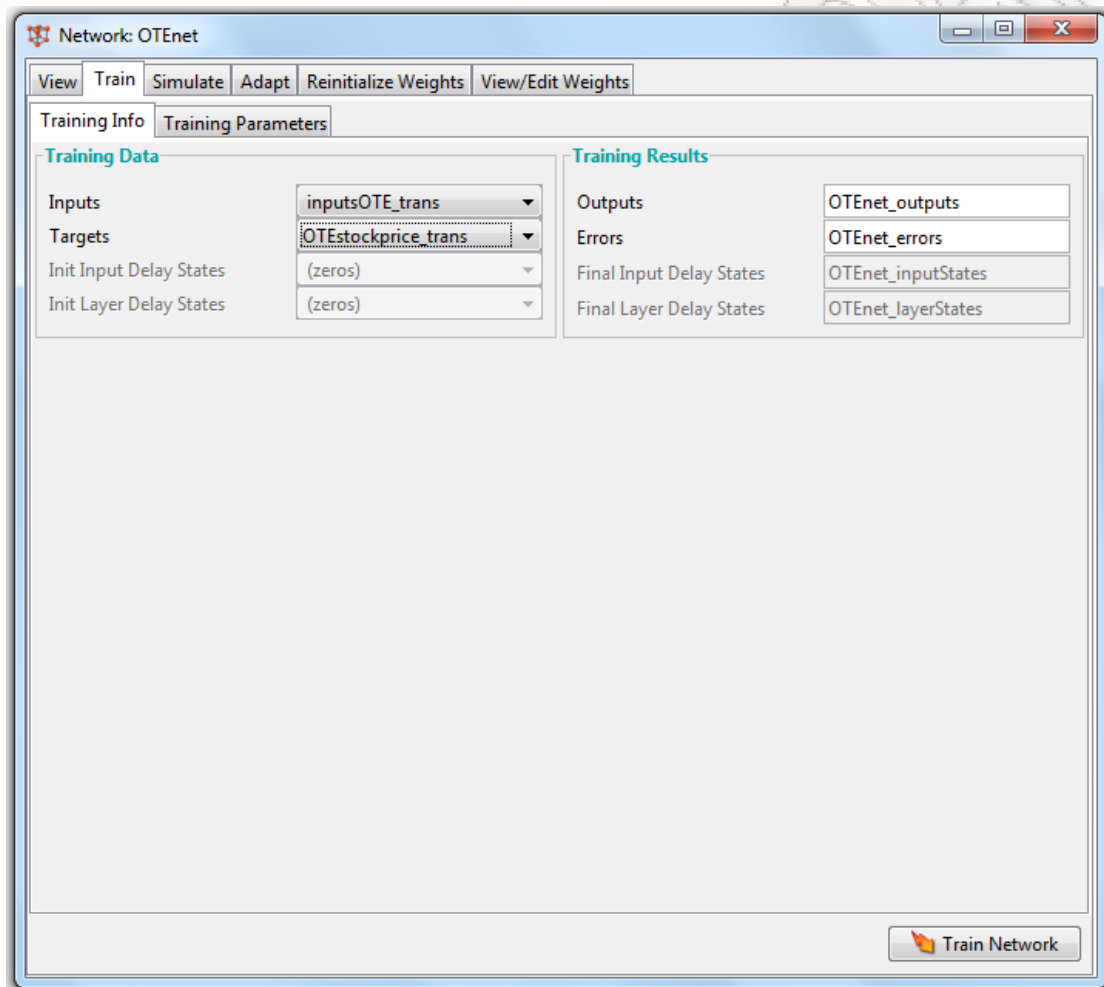
Διάγραμμα 4.2

Απεικόνιση των παράμετρων του Νευρωνικού Δικτύου

#### 4.4.4 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Στην συνέχεια χρησιμοποιείται η επιλογή Create για να δημιουργηθεί το δίκτυο. Για την εκπαίδευση του δικτύου επιλέγεται το OTEnet και στην συνέχεια επιλέγεται το

open. Αυτό οδηγεί σε ένα καινούριο παράθυρο το οποίο ονομάζεται Network: OTEnet. Επιλέγεται το train όπου θα γίνει η εκπαίδευση του δικτύου και καθορίζονται όπως πριν οι εισοδοί και οι εξοδοί του νευρωνικού δικτύου. Το παράθυρο Network: OTEnet φαίνεται παρακάτω.

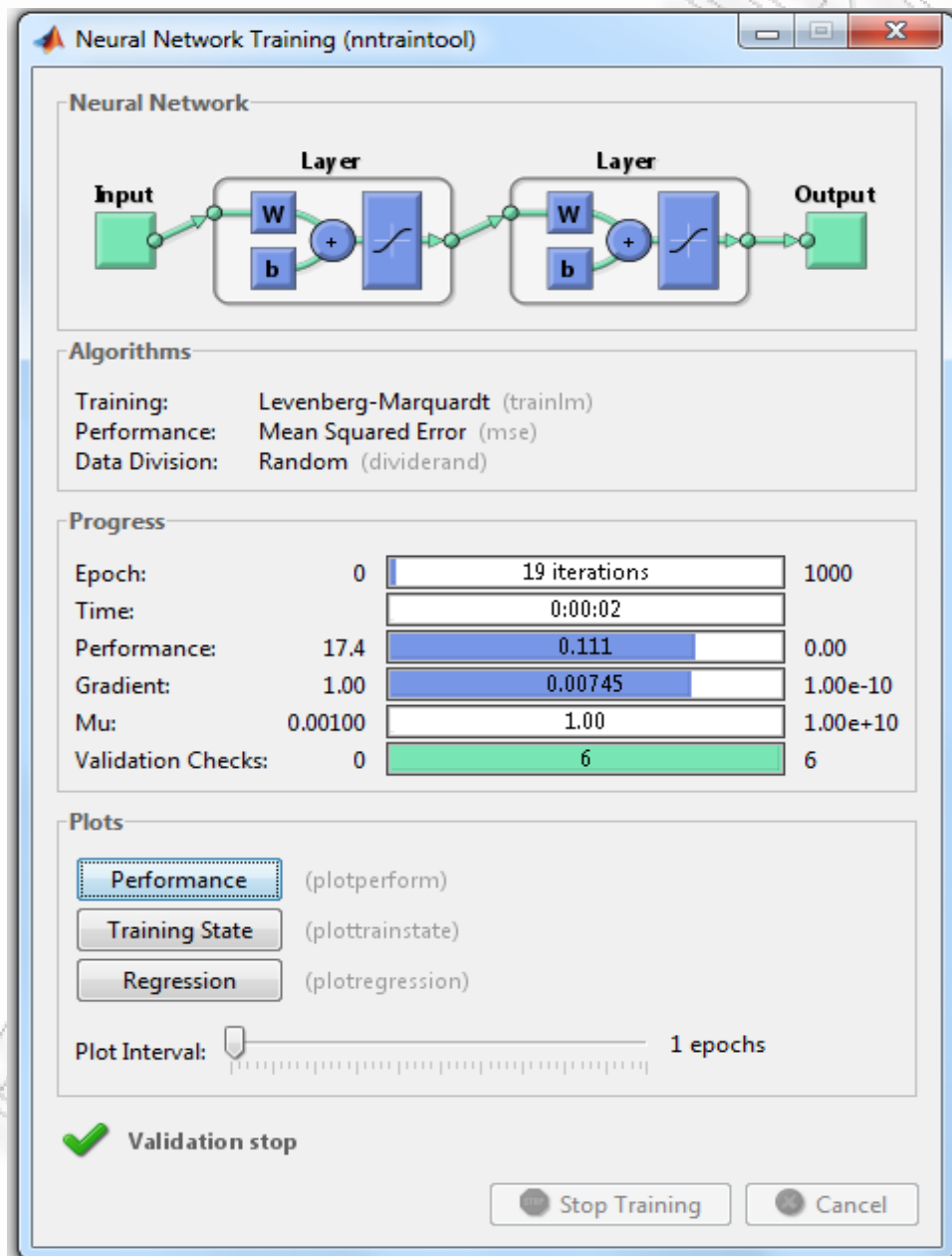


**Διάγραμμα 4.3**

**Απεικόνιση εισαγωγής δεδομένων εισόδου – εξόδου για την εκπαίδευση του Νευρωνικού Δικτύου**



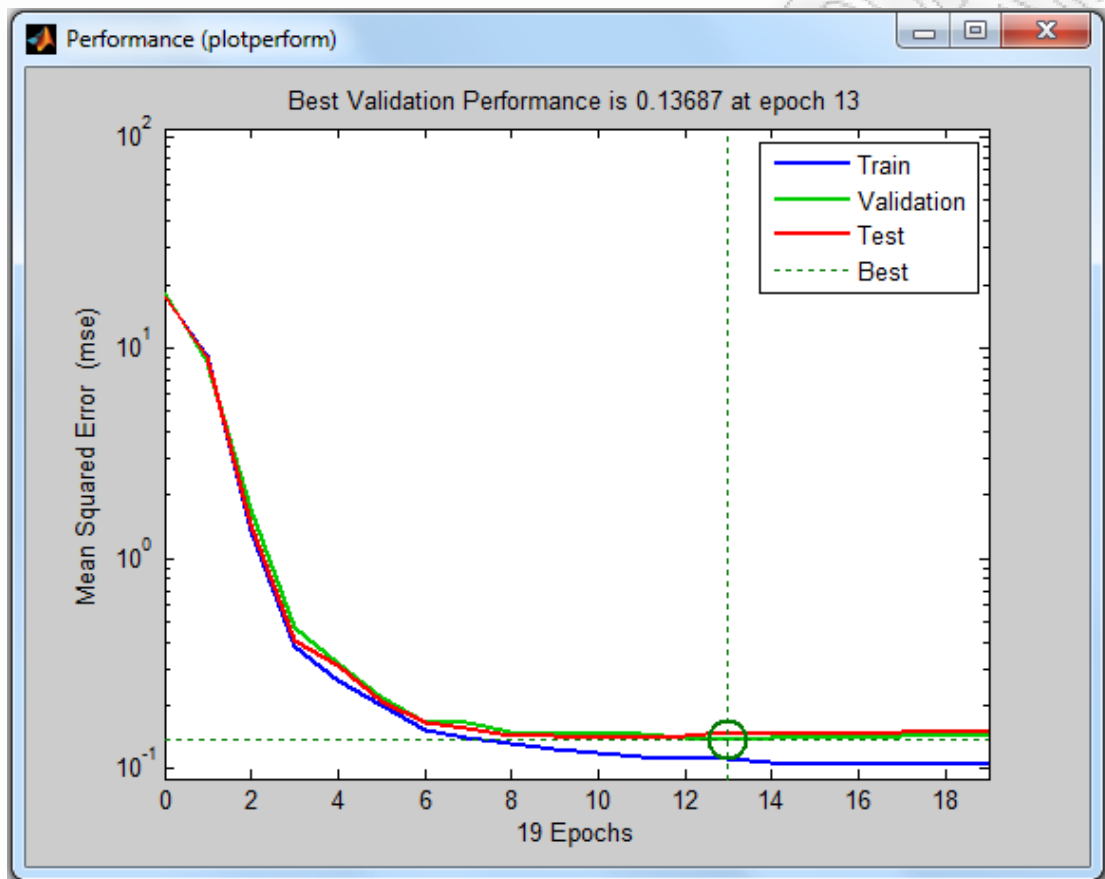
Από την εκπαίδευση του δικτύου προκύπτουν οι έξοδοι του δικτύου αλλά και τα σφάλματα. Όπως φαίνεται παραπάνω υπάρχει μια επιλογή train network κάτω δεξιά, η οποία επιλέγεται στην συνέχεια για την εκπαίδευση του δικτύου. Έτσι θα εμφανιστεί ένα καινούριο παράθυρο το οποίο θα περιέχει τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.



Διάγραμμα 4.4

Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου

Το διάγραμμα της επίδοσης του νευρωνικού δικτύου εμφανίζεται μέσω της επιλογής performance που υπάρχει στο παράθυρο της εκπαίδευσης. Στο διάγραμμα της επίδοσης εμφανίζονται τα σφάλματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τεστ όπως φαίνεται και στο παρακάτω Διάγραμμα 4.5.



**Διάγραμμα 4.5**

### **Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου**

Το διάγραμμα δείχνει ότι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του δικτύου ξεκινά από μια μεγάλη τιμή και καταλήγει σε μια μικρότερη τιμή. Με άλλα λόγια δείχνει ότι το δίκτυο μαθαίνει.

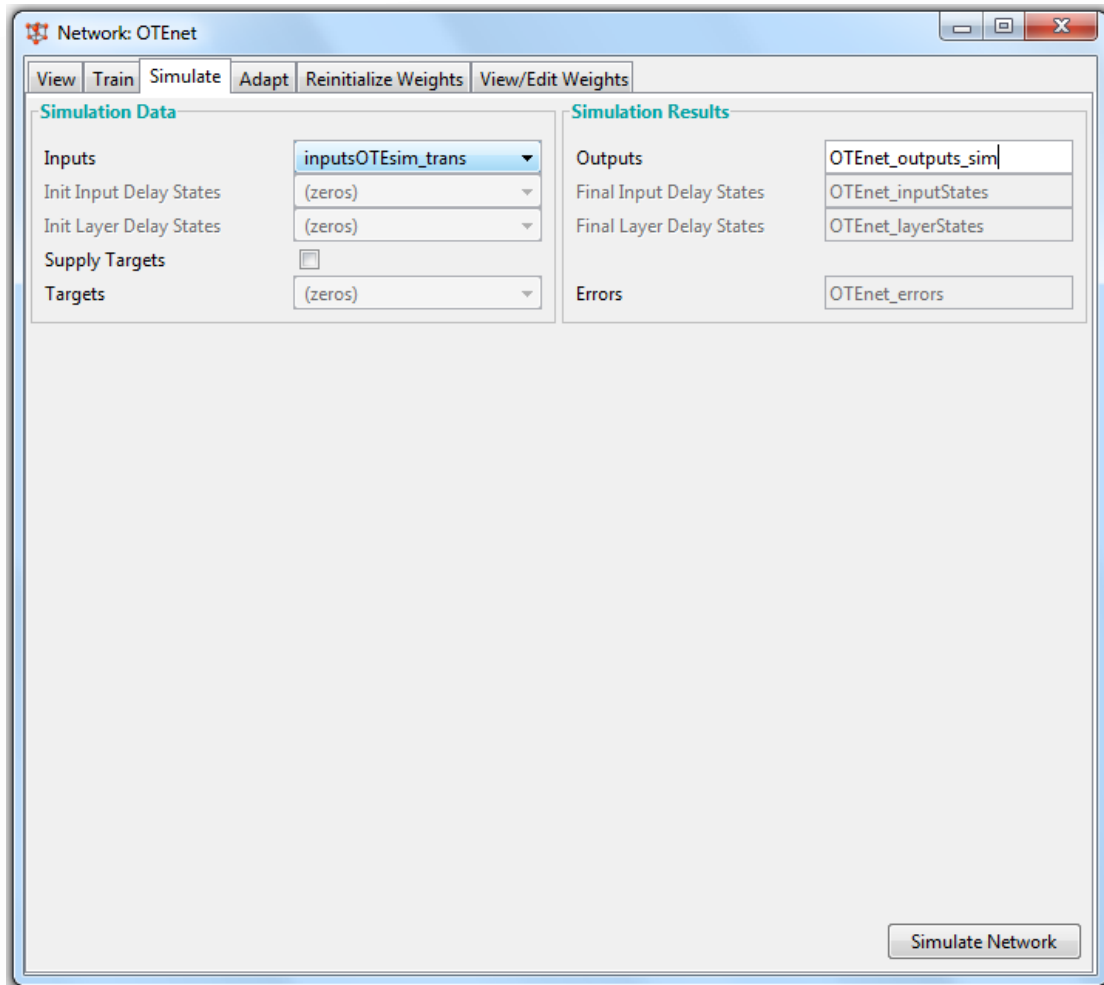
Το διάγραμμα έχει τρεις γραμμές, λόγω του ότι τα 495 διανύσματα εισόδου και εξόδου χωρίζονται τυχαία σε τρεις ομάδες. Το 60% των διανυσμάτων χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του δικτύου. Το 20% χρησιμοποιείται για να επικυρώσει πόσο καλά γενικεύει το δίκτυο. Η εκπαίδευση στα διανύσματα εκπαίδευσης συνεχίζεται μέχρι όπου η εκπαίδευση μειώσει το σφάλμα του δικτύου στα διανύσματα επικύρωσης. Όταν το δίκτυο απομνημονεύσει την σχέση εισόδου – εξόδου, η εκπαίδευση σταματά. Αυτή η τεχνική αυτόματα αποφεύγει την υπερτροφοδότηση, η οποία μαστίζει πολλούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης και εκμάθησης. Τέλος, το υπόλοιπο 20% των διανυσμάτων παρέχει ένα ανεξάρτητο τεστ της γενίκευσης του δικτύου σε δεδομένα τα οποία το δίκτυο δεν έχει ποτέ ξαναδεί.

Όπως φαίνεται από το παραπάνω διάγραμμα της επίδοσης, η βέλτιστη επίδοση της επικύρωσης, συμβαίνει στην 13<sup>η</sup> επανάληψη, στην οποία το σφάλμα επικύρωσης παίρνει την ελάχιστη τιμή του, ενώ η εκπαίδευση σταματήσει όταν το σφάλμα επικύρωσης αυξηθεί για 6 επαναλήψεις, το οποίο συμβαίνει στην 19<sup>η</sup> επανάληψη. Στην παραπάνω εφαρμογή το αποτέλεσμα είναι λογικό λόγω των ακολούθων εκτιμήσεων:

- Το τελικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι μικρό
- Το σφάλμα επικύρωσης και το σφάλμα του τεστ έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά
- Δεν παρατηρείται σημαντική υπερτροφοδότηση του δικτύου μετά την 17<sup>η</sup> επανάληψη, όπου συμβαίνει η βέλτιστη επίδοση της επικύρωσης.

Ήρθε λοιπόν η στιγμή να δοθούν καινούρια διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και να παρθούν αποτελέσματα, τα οποία θα συγκριθούν με τις πραγματικές τιμές της τιμής της μετοχής του ΟΤΕ για την ίδια χρονική περίοδο. Η παραπάνω διαδικασία ονομάζεται simulation (προσομοίωση) καθώς ελέγχεται η μάθηση του δικτύου που έγινε προηγουμένως σε παρόμοια είσοδο. Το καινούριο διάνυσμα της εισόδου διαφέρει ελάχιστα από το αρχικό καθώς έχει προστεθεί μόνο μια μέρα παραπάνω στα δεδομένα και συγκεκριμένα η 09-06-2010, η οποία θα δώσει σαν έξοδο την τιμή της μετοχής του ΟΤΕ την επομένη μέρα, την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη.

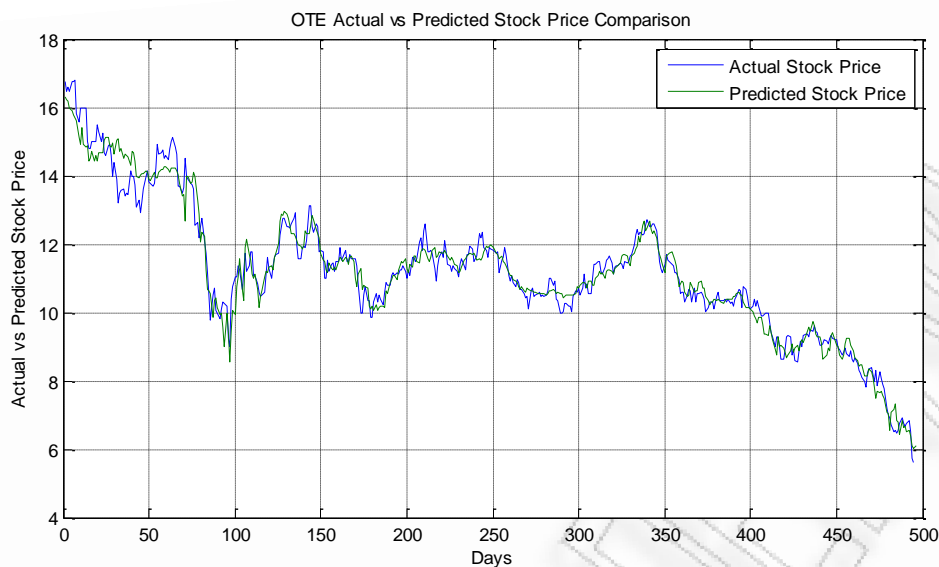
Χρησιμοποιείται ξανά η επιλογή open για να εμφανιστεί πάλι το παράθυρο για το νευρωνικό δίκτυο με την ονομασία ΟΤΕnet. Αυτή την φορά επιλέγεται η εντολή simulate και στην θέση inputs τροφοδοτείται το καινούριο διάνυσμα εισόδου inputsΟΤΕsim\_trans. Έπειτα χρησιμοποιείται η εντολή Simulate Network κάτω δεξιά και το δίκτυο εμφανίζει αποτελέσματα σε μορφή πίνακα μιας γραμμής με την ονομασία ΟΤΕnet\_outputs\_sim που ουσιαστικά είναι οι τιμές της μετοχής του ΟΤΕ για τον χρονικό διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010 συν την πρόβλεψη για την 10-06-2010. Τα παραπάνω φαίνονται στην παρακάτω εικόνα:



**Διάγραμμα 4.6**

### **Απεικόνιση προσομοίωσης του Νευρωνικού Δικτύου**

Το επόμενο βήμα είναι να συγκριθούν τα αποτελέσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή οι τιμές της μετοχής του ΟΤΕ με τις πραγματικές τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Αυτό θα γίνει στο ίδιο διάγραμμα για να είναι πιο εμφανής το πόσο κοντά ή μακριά είναι αυτές οι δυο τιμές.

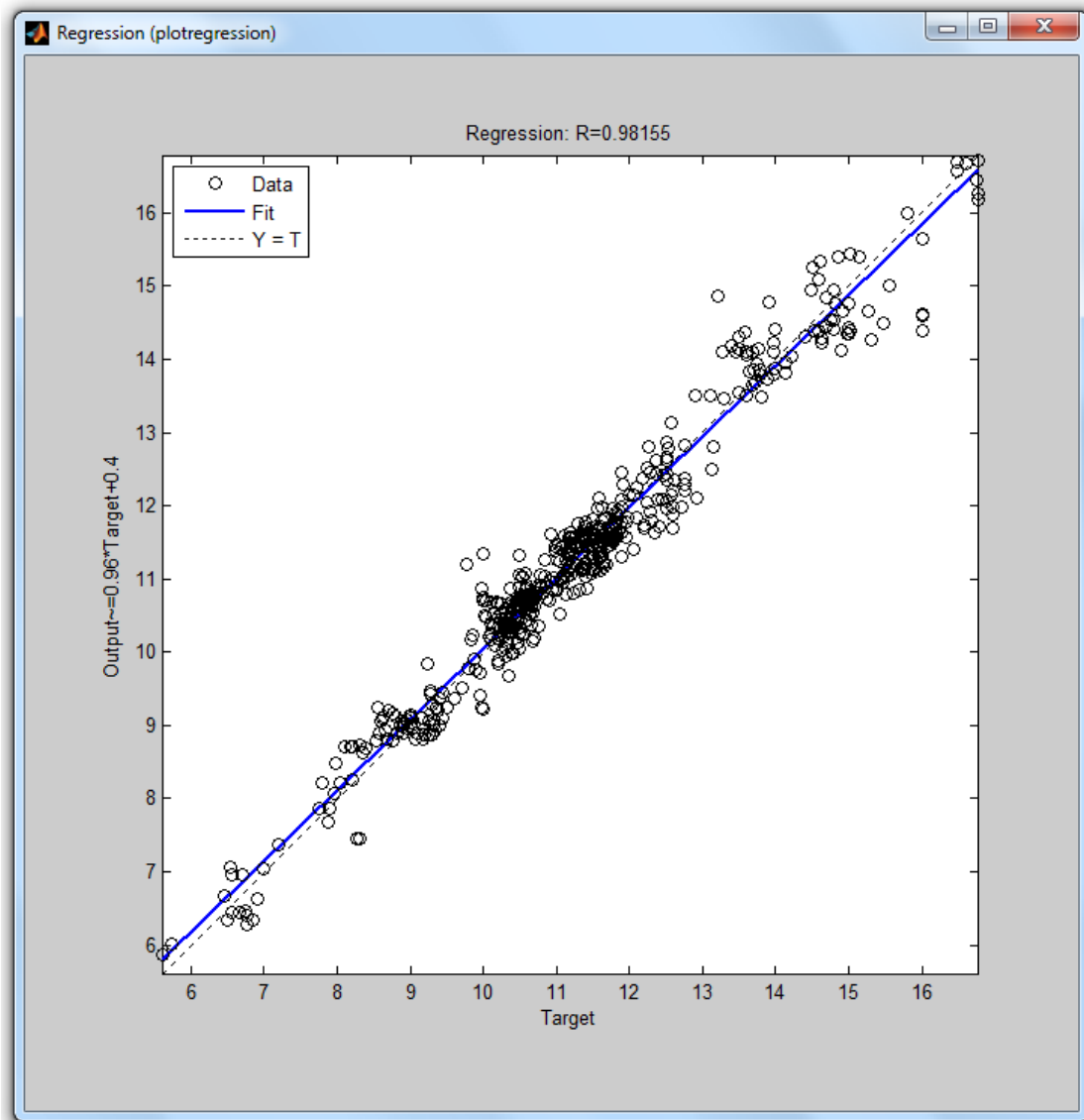


**Διάγραμμα 4.7**

**Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής του ΟΤΕ με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου**

Το παραπάνω διάγραμμα απεικονίζει την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής συγκρινόμενη με την πραγματική τιμή. Συγκεκριμένα, η μπλε γραμμή αναπαριστά την τιμή της μετοχής του ΟΤΕ για το διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010, ενώ η πράσινη γραμμή αναπαριστά την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής από το νευρωνικό δίκτυο για το ίδιο διάστημα. Η τιμή της μετοχής την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη είναι 5,9706. Παρατηρείται ότι η πρόβλεψη του δικτύου διαφέρει ελάχιστα από τις πραγματικές τιμές της μετοχής, με αυτό να σημαίνει ότι επιτυγχάνεται πολύ καλή συμπεριφορά του και εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου. Η συλλογή περισσότερων δεδομένων και η περαιτέρω εκπαίδευση του δικτύου θα μπορούσε φυσικά να παράξει ακόμα πιο ακριβή αποτελέσματα. Στην συνέχεια θα

γίνει μια ανάλυση παλινδρόμησης ανάμεσα στις εξόδους του δικτύου και στα επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.



**Διάγραμμα 4.8**

**Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους**

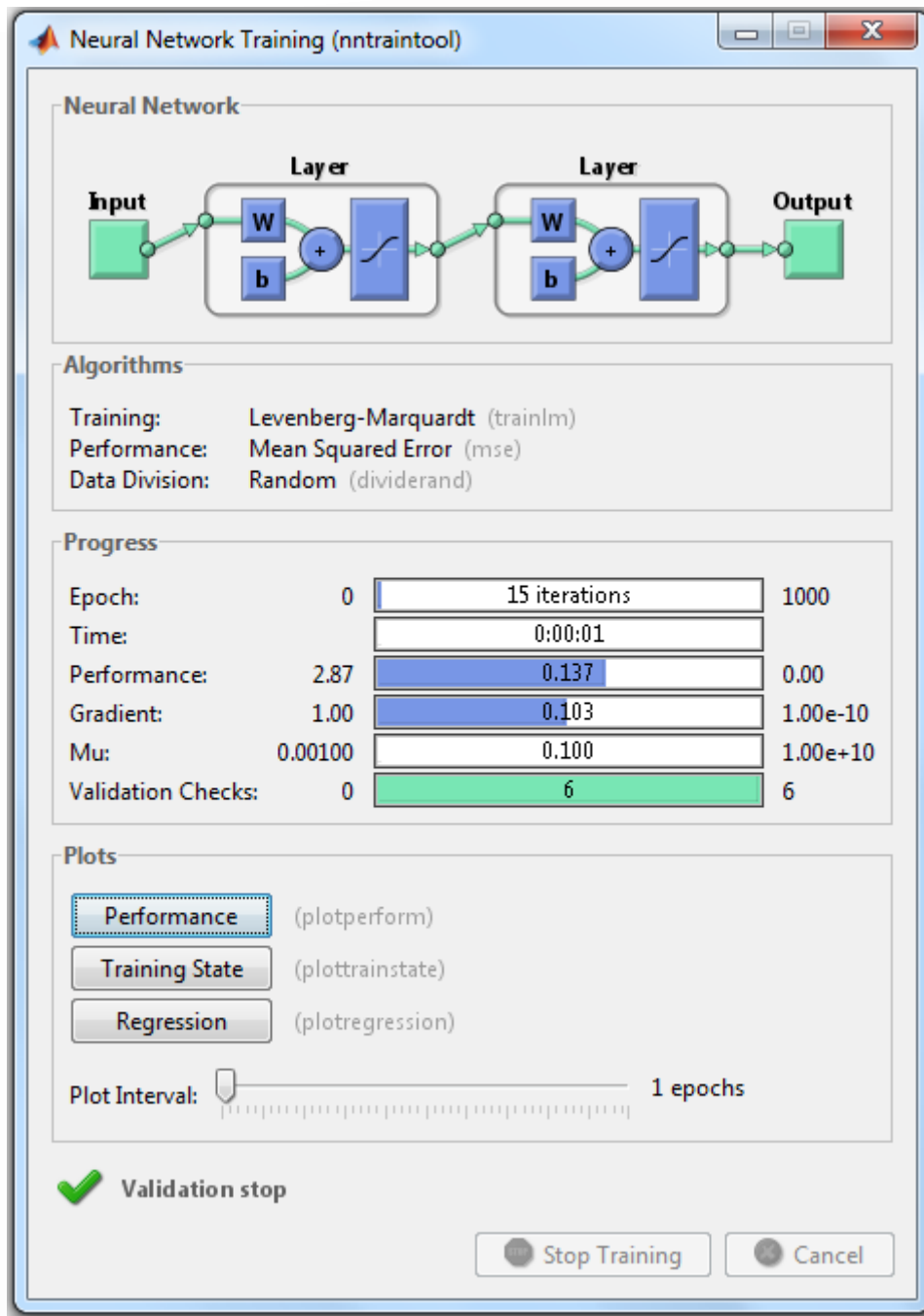
Προκύπτει ότι ο συντελεστής συσχέτισης είναι  $R^2=0,98155$ , τιμή που θεωρείται ιδιαίτερα υψηλή και φανερώνει πόσο καλά ακολουθεί η έξοδος του νευρωνικού δικτύου τις πραγματικές τιμές της μετοχής – στόχους. Αν απαιτούνται ακόμα πιο ακριβή αποτελέσματα, μπορούν να δοκιμαστούν μια από τις παρακάτω προσεγγίσεις:

- Αύξηση του αριθμού των κρυφών νευρώνων
- Αύξηση του αριθμού των κρυφών νευρώνων
- Αύξηση του αριθμού των διανυσμάτων εκπαίδευσης
- Αύξηση του αριθμού των τιμών εισόδου, εάν υπάρχουν διαθέσιμες περισσότερες σχετικές πληροφορίες.
- Δοκιμή ενός διαφορετικού αλγόριθμου εκπαίδευσης

### ***France Télécom***

Ακολουθεί η εκπαίδευση του δικτύου όσον αφορά την France Télécom. Εισάγονται τα διανύσματα των μεταβλητών εισόδου και εξόδου και το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να μάθει την σχέση τους. Το παράθυρο που εμφανίζεται παρακάτω περιέχει τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.



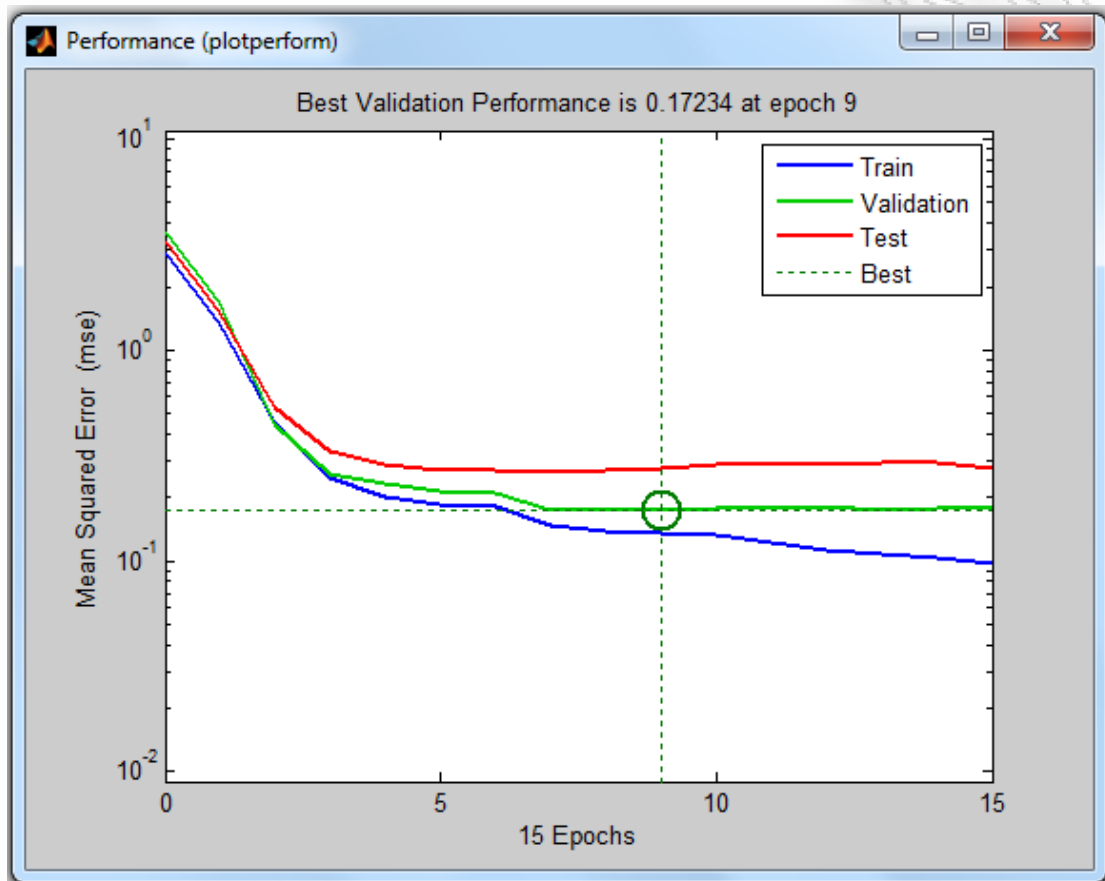


Διάγραμμα 4.9

Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου

Το διάγραμμα της επίδοσης του νευρωνικού δικτύου εμφανίζεται μέσω της επιλογής performance που υπάρχει στο παράθυρο της εκπαίδευσης. Στο διάγραμμα της

επίδοσης εμφανίζονται τα σφάλματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τεστ όπως φαίνεται και στο παρακάτω Διάγραμμα 4.10.



**Διάγραμμα 4.10**

**Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου**

Όπως φαίνεται από το παραπάνω διάγραμμα της επίδοσης, η βέλτιστη επίδοση της επικύρωσης, συμβαίνει στην 9<sup>η</sup> επανάληψη, στην οποία το σφάλμα επικύρωσης

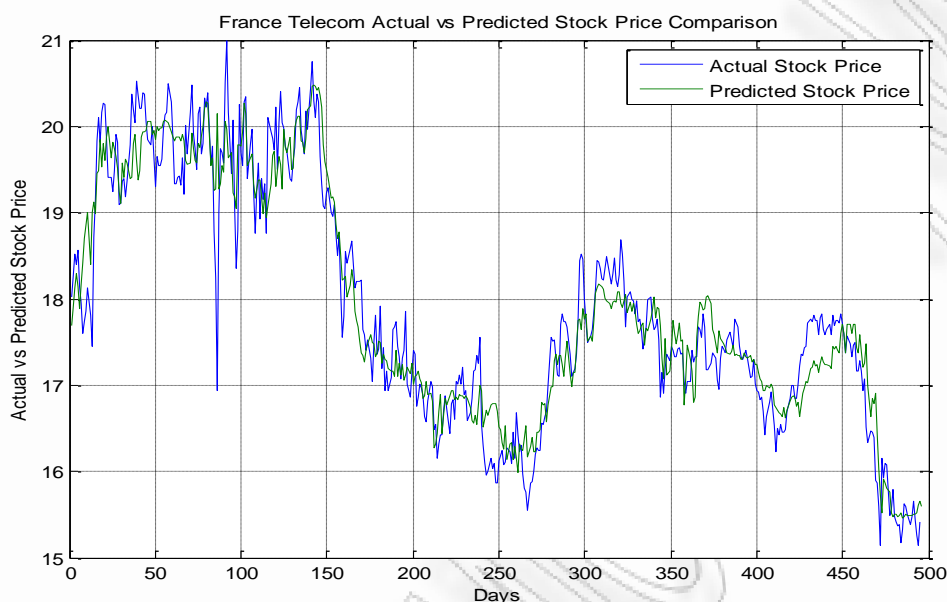
παίρνει την ελάχιστη τιμή του, ενώ η εκπαίδευση σταματάει όταν το σφάλμα επικύρωσης αυξηθεί για 6 επαναλήψεις, το οποίο συμβαίνει στην 15<sup>η</sup> επανάληψη.

Στο διάγραμμα της επίδοσης εμφανίζονται τα σφάλματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τεστ. Το διάγραμμα δείχνει ότι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του δικτύου ξεκινά από μια μεγάλη τιμή και καταλήγει σε μια μικρότερη τιμή. Με άλλα λόγια δείχνει ότι το δίκτυο μαθαίνει.

Ήρθε λοιπόν η στιγμή να δοθούν καινούρια διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και να παρθούν αποτελέσματα, τα οποία θα συγκριθούν με τις πραγματικές τιμές της τιμής της μετοχής της France Télécom για την ίδια χρονική περίοδο. Η παραπάνω διαδικασία ονομάζεται simulation (προσομοίωση) καθώς ελέγχεται η μάθηση του δικτύου που έγινε προηγουμένως σε παρόμοια είσοδο. Το καινούριο διάνυσμα της εισόδου διαφέρει ελάχιστα από το αρχικό καθώς έχει προστεθεί μόνο μια μέρα παραπάνω στα δεδομένα και συγκεκριμένα η 09-06-2010, η οποία θα δώσει σαν έξοδο την τιμή της μετοχής της France Télécom την επομένη μέρα, την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη.

Το επόμενο βήμα είναι να συγκριθούν τα αποτελέσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου που βγήκαν από την προσομοίωση, δηλαδή οι τιμές της μετοχής της France Télécom με τις πραγματικές τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Αυτό θα

γίνει στο ίδιο διάγραμμα για να είναι πιο εμφανής το πόσο κοντά ή μακριά είναι αυτές οι δυο τιμές.

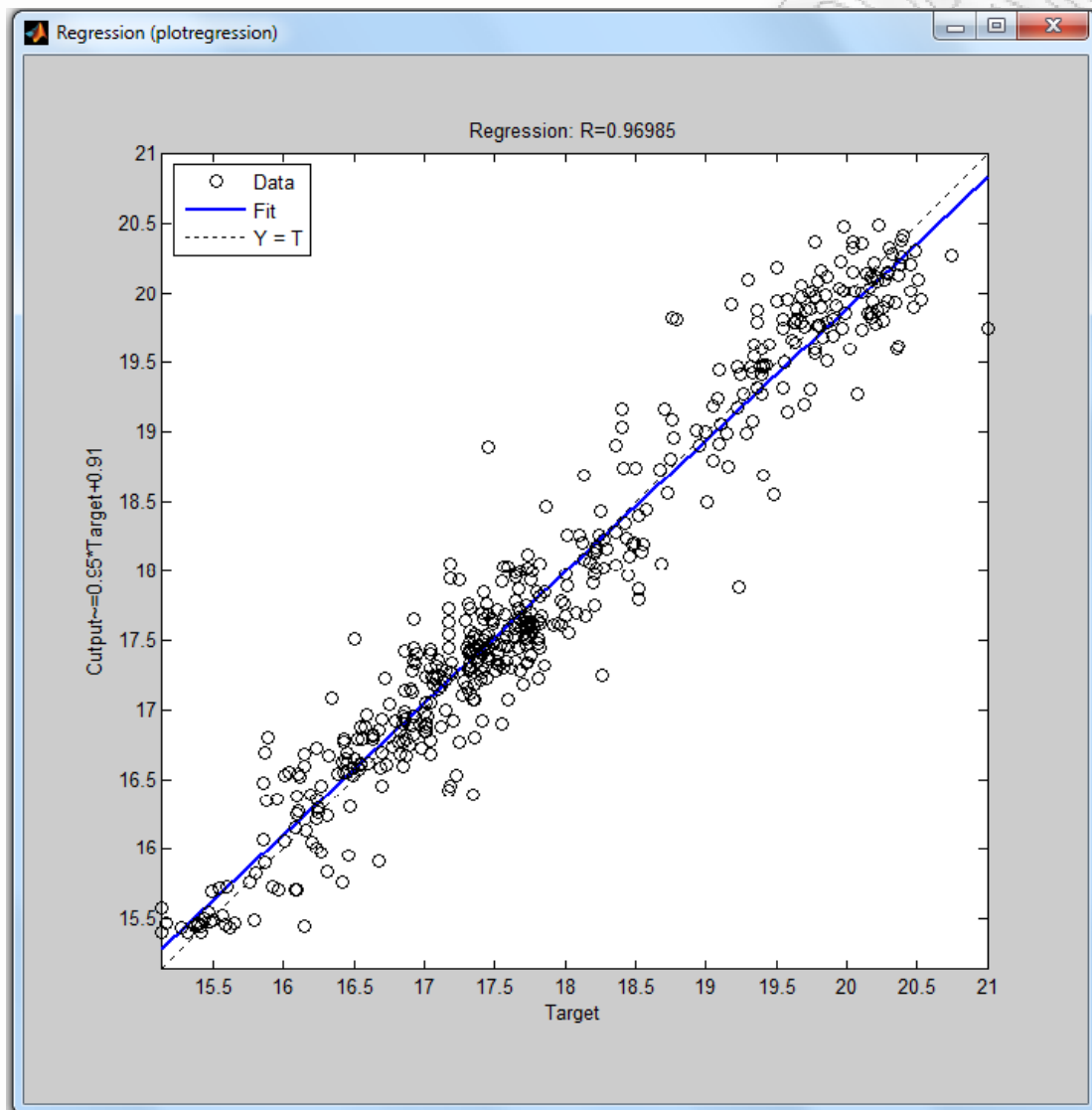


**Διάγραμμα 4.11**

**Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της France Télécom με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου**

Το παραπάνω διάγραμμα απεικονίζει την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής συγκρινόμενη με την πραγματική τιμή. Συγκεκριμένα, η μπλε γραμμή αναπαριστά την τιμή της μετοχής της France Télécom για το διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010, ενώ η πράσινη γραμμή αναπαριστά την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής από το νευρωνικό δίκτυο για το ίδιο διάστημα. Η τιμή της μετοχής την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη είναι 15,5886. Παρατηρείται ότι η πρόβλεψη του δικτύου διαφέρει ελάχιστα από τις πραγματικές τιμές της μετοχής, με αυτό να σημαίνει ότι επιτυγχάνεται πολύ καλή συμπεριφορά του και εκμάθηση του

νευρωνικού δικτύου. Η συλλογή περισσότερων δεδομένων και η περαιτέρω εκπαίδευση του δικτύου θα μπορούσε φυσικά να παράξει ακόμα πιο ακριβή αποτελέσματα. Στην συνέχεια θα γίνει μια ανάλυση παλινδρόμησης ανάμεσα στις εξόδους του δικτύου και στα επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.



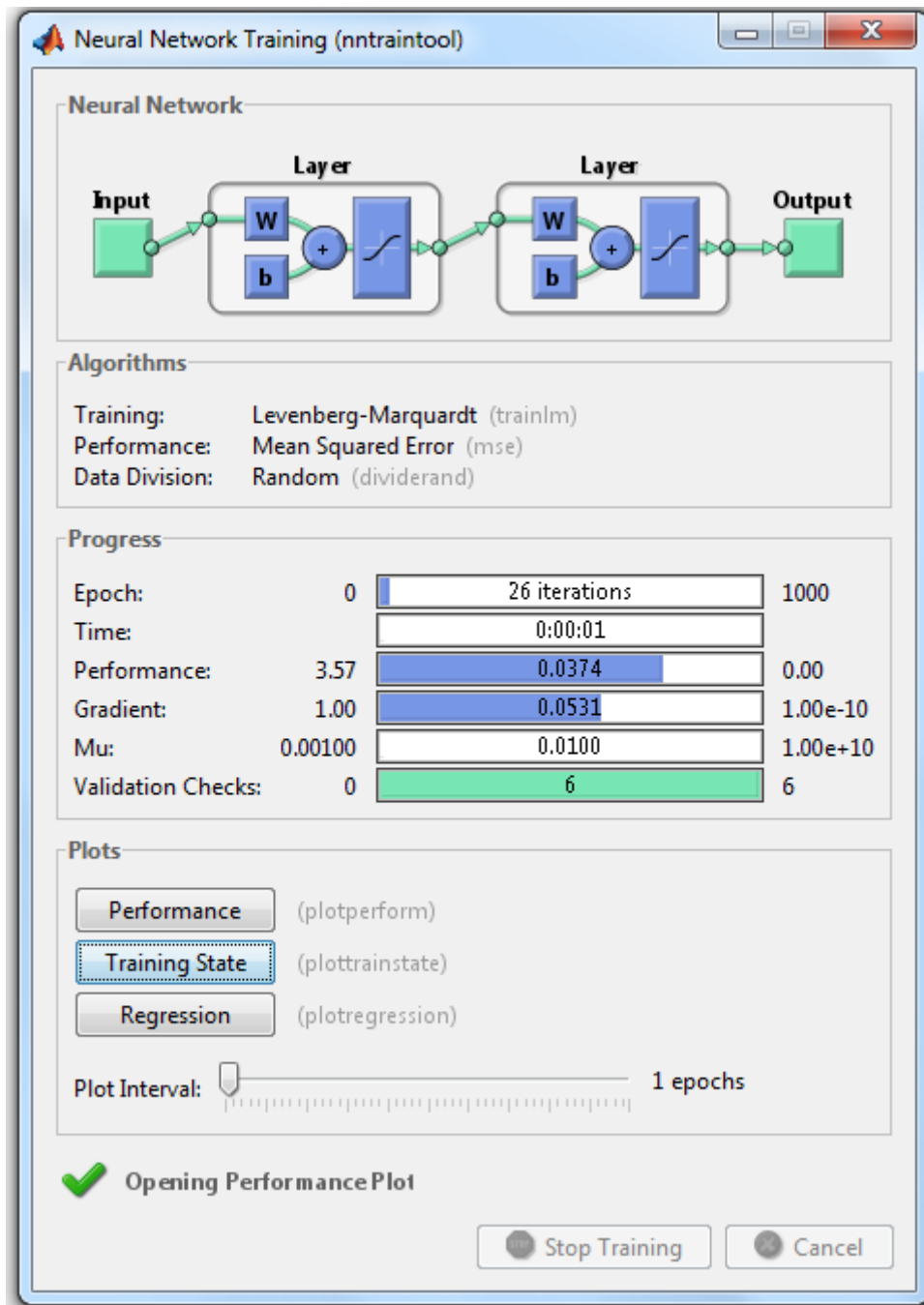
**Διάγραμμα 4.12**

**Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους**

Προκύπτει ότι ο συντελεστής συσχέτισης είναι  $R^2=0,96985$ , τιμή που θεωρείται ιδιαίτερα υψηλή και φανερώνει πόσο καλά ακολουθεί η έξοδος του νευρωνικού δικτύου τις πραγματικές τιμές της μετοχής – στόχους.

### ***Deutsche Telekom***

Ακολουθεί η εκπαίδευση του δικτύου όσον αφορά την Deutsche Telekom. Εισάγονται τα διανύσματα των μεταβλητών εισόδου και εξόδου και το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να μάθει την σχέση τους. Το παράθυρο που εμφανίζεται παρακάτω περιέχει τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

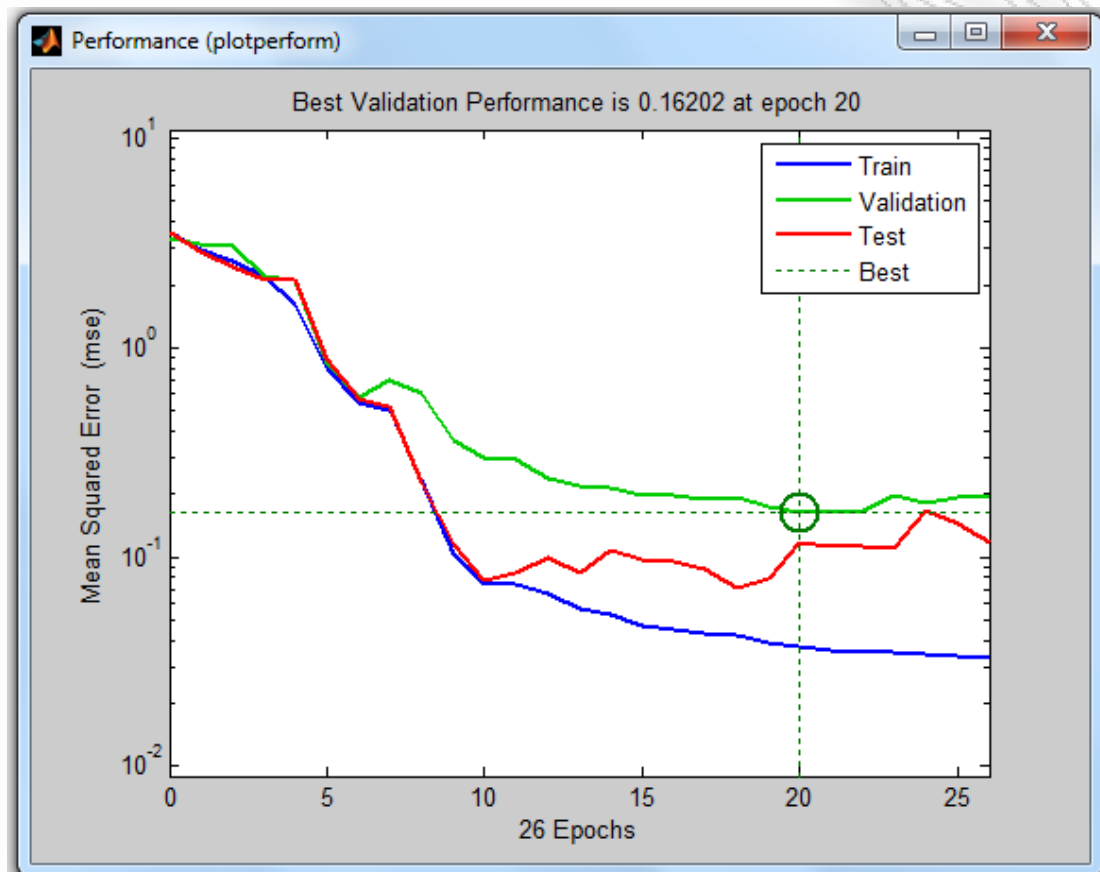


Διάγραμμα 4.13

Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου

Όπως φαίνεται από το παρακάτω διάγραμμα της επίδοσης, η βέλτιστη επίδοση της επικύρωσης, συμβαίνει στην 20<sup>η</sup> επανάληψη, στην οποία το σφάλμα επικύρωσης

παίρνει την ελάχιστη τιμή του, ενώ η εκπαίδευση σταματήσει όταν το σφάλμα επικύρωσης αυξηθεί για 6 επαναλήψεις, το οποίο συμβαίνει στην 26<sup>η</sup> επανάληψη.



**Διάγραμμα 4.14**

### **Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου**

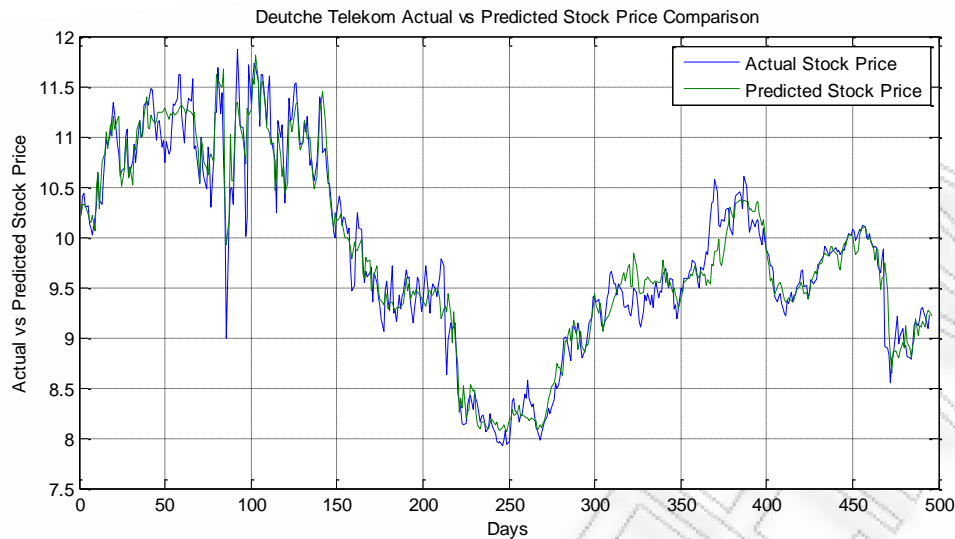
Στο διάγραμμα της επίδοσης εμφανίζονται τα σφάλματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τεστ όπως φαίνεται και στο παραπάνω Διάγραμμα 4.14. Το διάγραμμα δείχνει ότι



το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του δικτύου ξεκινά από μια μεγάλη τιμή και καταλήγει σε μια μικρότερη τιμή. Με άλλα λόγια δείχνει ότι το δίκτυο μαθαίνει.

Ήρθε λοιπόν η στιγμή να δοθούν καινούρια διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και να παρθούν αποτελέσματα, τα οποία θα συγκριθούν με τις πραγματικές τιμές της τιμής της μετοχής της Deutsche Telekom για την ίδια χρονική περίοδο. Η παραπάνω διαδικασία ονομάζεται simulation (προσομοίωση) καθώς ελέγχεται η μάθηση του δικτύου που έγινε προηγουμένως σε παρόμοια είσοδο. Το καινούριο διάνυσμα της εισόδου διαφέρει ελάχιστα από το αρχικό καθώς έχει προστεθεί μόνο μια μέρα παραπάνω στα δεδομένα και συγκεκριμένα η 09-06-2010, η οποία θα δώσει σαν έξοδο την τιμή της μετοχής της Deutsche Telekom την επομένη μέρα, την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη.

Το επόμενο βήμα είναι να συγκριθούν τα αποτελέσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου που βγήκαν από την προσομοίωση, δηλαδή οι τιμές της μετοχής της Deutsche Telekom με τις πραγματικές τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Αυτό θα γίνει στο ίδιο διάγραμμα για να είναι πιο εμφανής το πόσο κοντά ή μακριά είναι αυτές οι δυο τιμές.

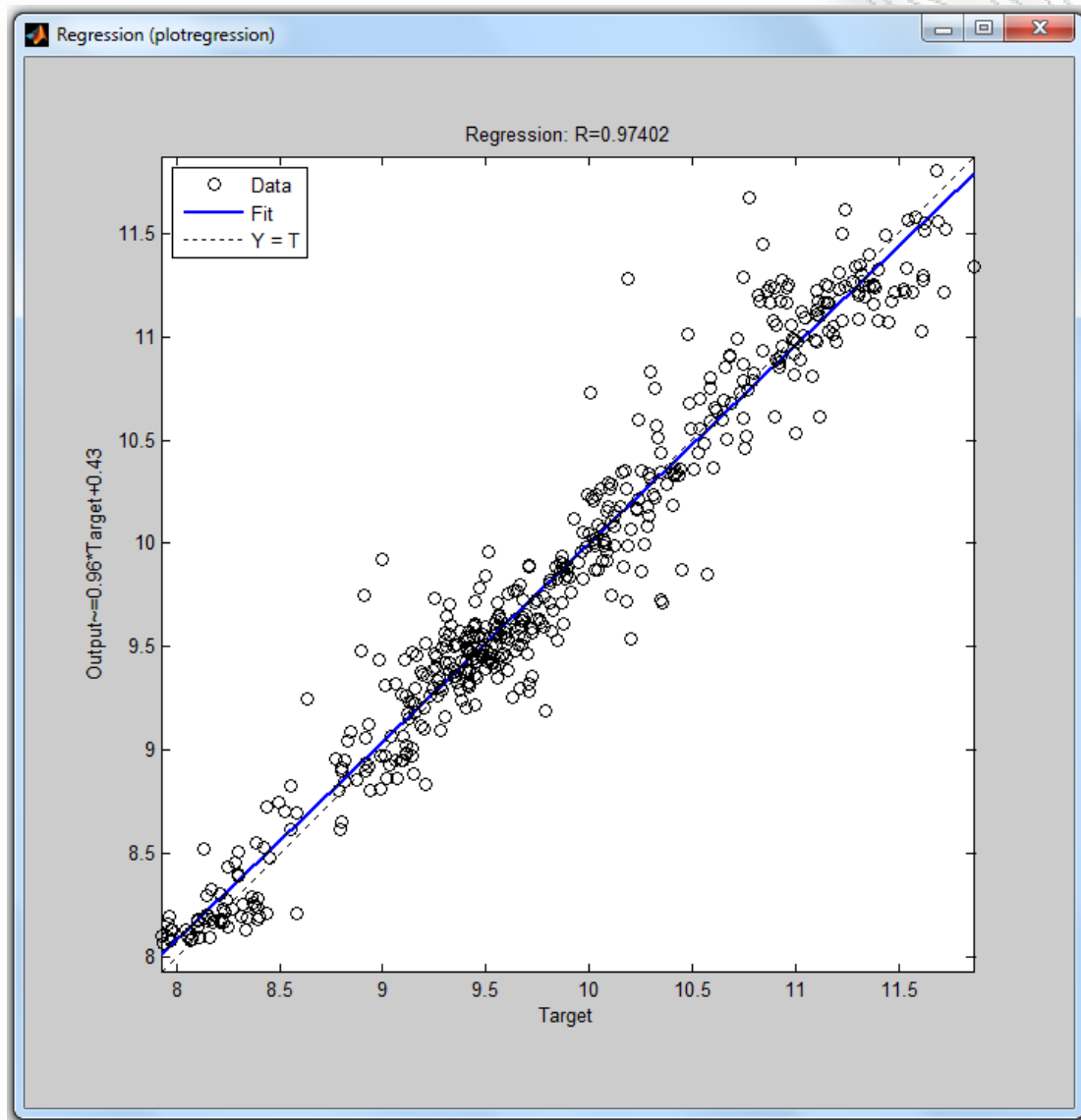


**Διάγραμμα 4.15**

**Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της Deutsche Telekom με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου**

Το παραπάνω διάγραμμα απεικονίζει την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής συγκρινόμενη με την πραγματική τιμή. Συγκεκριμένα, η μπλε γραμμή αναπαριστά την τιμή της μετοχής της Deutsche Telekom για το διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010, ενώ η πράσινη γραμμή αναπαριστά την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής από το νευρωνικό δίκτυο για το ίδιο διάστημα. Η τιμή της μετοχής την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη είναι 9,2168. Παρατηρείται ότι η πρόβλεψη του δικτύου διαφέρει ελάχιστα από τις πραγματικές τιμές της μετοχής, με αυτό να σημαίνει ότι επιτυγχάνεται πολύ καλή συμπεριφορά του και εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου. Η συλλογή περισσότερων δεδομένων και η περαιτέρω εκπαίδευση του δικτύου θα μπορούσε φυσικά να παράξει ακόμα πιο ακριβή

αποτελέσματα. Στην συνέχεια θα γίνει μια ανάλυση παλινδρόμησης ανάμεσα στις εξόδους του δικτύου και στα επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.



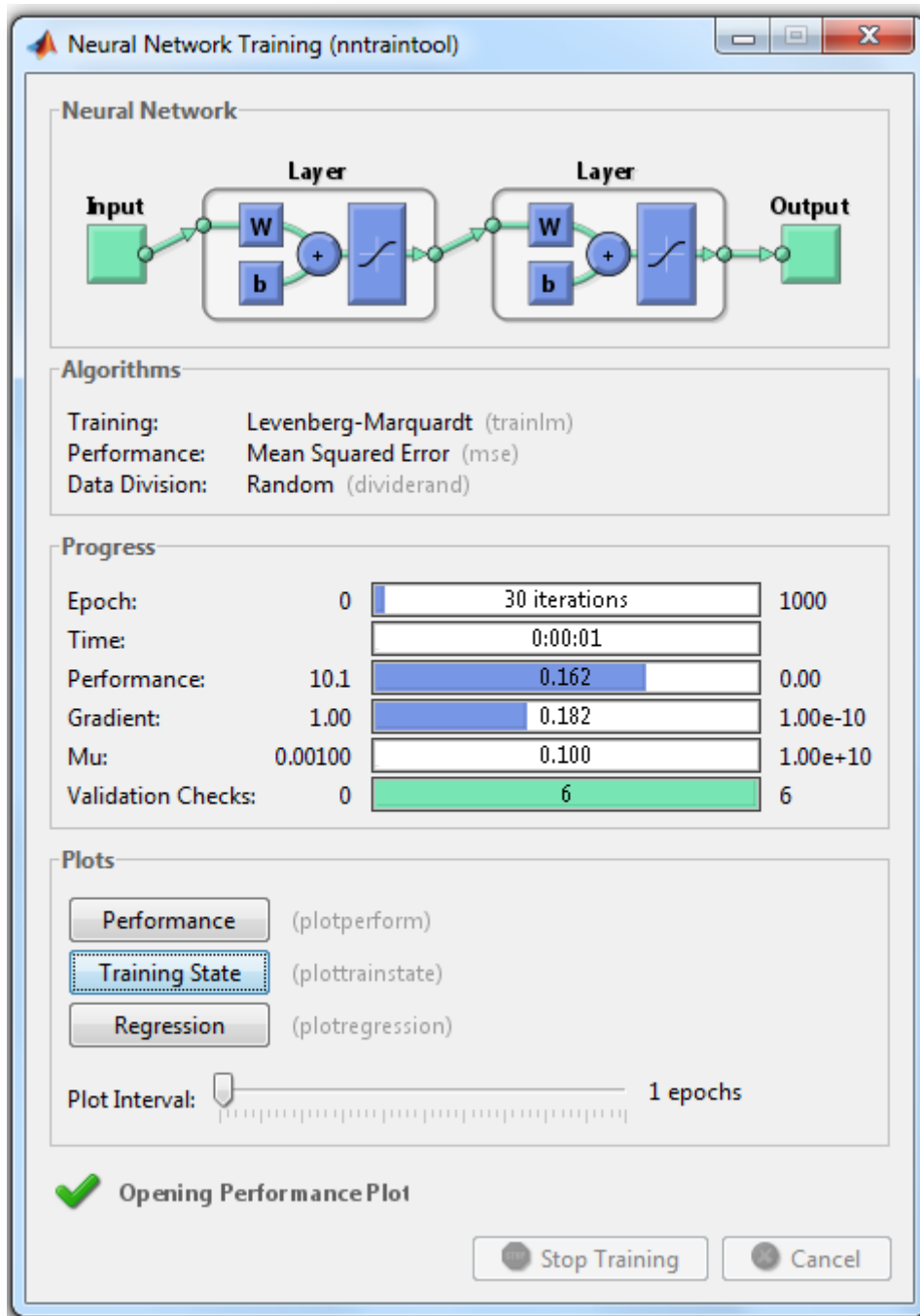
**Διάγραμμα 4.16**

**Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους**

Προκύπτει ότι ο συντελεστής συσχέτισης είναι  $R^2=0,97402$ , τιμή που θεωρείται ιδιαίτερα υψηλή και φανερώνει πόσο καλά ακολουθεί η έξοδος του νευρωνικού δικτύου τις πραγματικές τιμές της μετοχής – στόχους.

### ***Belgacom***

Ακολουθεί η εκπαίδευση του δικτύου όσον αφορά την Belgacom. Εισάγονται τα διανύσματα των μεταβλητών εισόδου και εξόδου και το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να μάθει την σχέση τους. Το παράθυρο που εμφανίζεται παρακάτω περιέχει τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

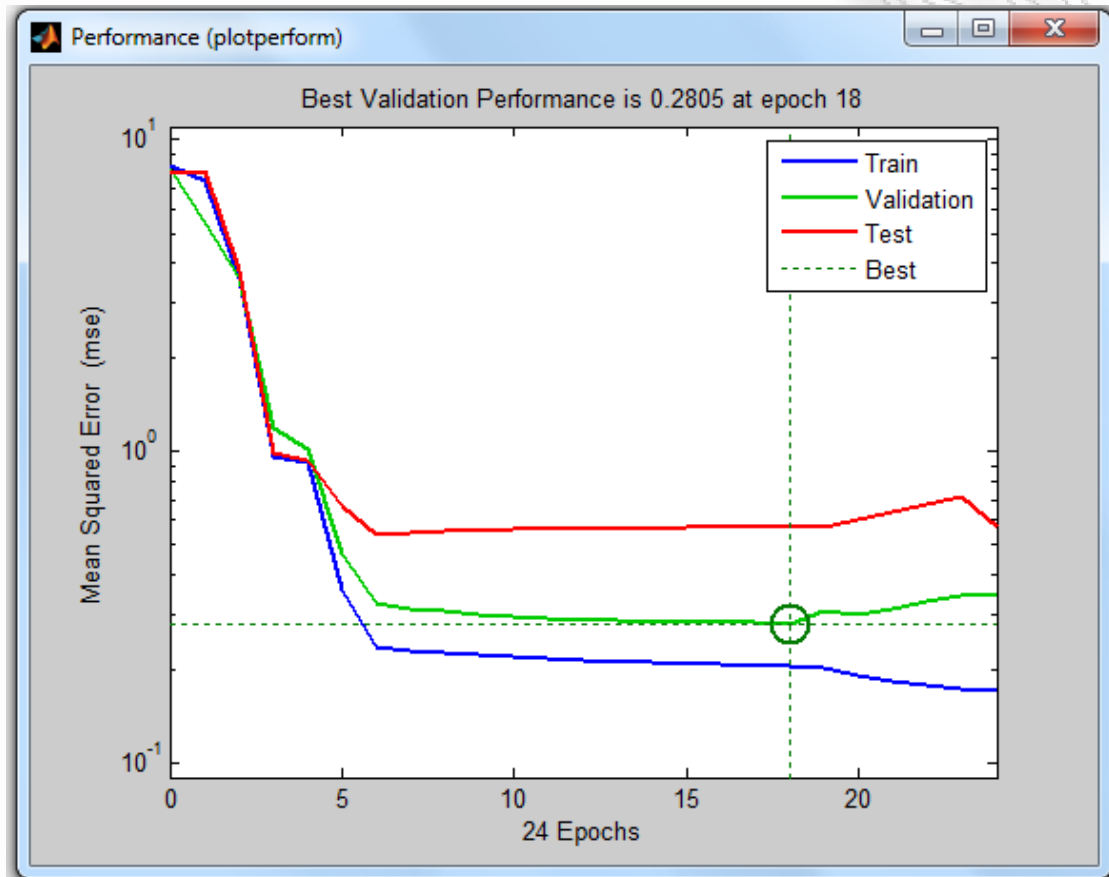


**Διάγραμμα 4.17**

**Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου**

Όπως φαίνεται από το παρακάτω διάγραμμα της επίδοσης, η βέλτιστη επίδοση της επικύρωσης, συμβαίνει στην 18<sup>η</sup> επανάληψη, στην οποία το σφάλμα επικύρωσης

παίρνει την ελάχιστη τιμή του, ενώ η εκπαίδευση σταματήσει όταν το σφάλμα επικύρωσης αυξηθεί για 6 επαναλήψεις, το οποίο συμβαίνει στην 24<sup>η</sup> επανάληψη.



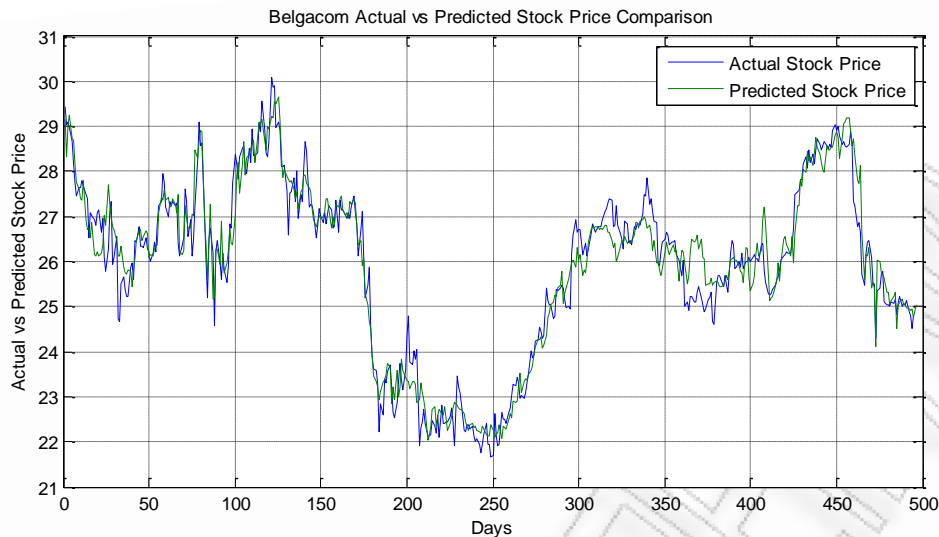
Διάγραμμα 4.18

#### Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου

Στο διάγραμμα της επίδοσης εμφανίζονται τα σφάλματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τεστ όπως φαίνεται και στο παραπάνω Διάγραμμα 4.18. Το διάγραμμα δείχνει ότι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του δικτύου ξεκινά από μια μεγάλη τιμή και καταλήγει σε μια μικρότερη τιμή. Με άλλα λόγια δείχνει ότι το δίκτυο μαθαίνει.

Ήρθε λοιπόν η στιγμή να δοθούν καινούρια διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και να παρθούν αποτελέσματα, τα οποία θα συγκριθούν με τις πραγματικές τιμές της τιμής της μετοχής της Belgacom για την ίδια χρονική περίοδο. Η παραπάνω διαδικασία ονομάζεται simulation (προσομοίωση) καθώς ελέγχεται η μάθηση του δικτύου που έγινε προηγουμένως σε παρόμοια είσοδο. Το καινούριο διάνυσμα της εισόδου διαφέρει ελάχιστα από το αρχικό καθώς έχει προστεθεί μόνο μια μέρα παραπάνω στα δεδομένα και συγκεκριμένα η 09-06-2010, η οποία θα δώσει σαν έξοδο την τιμή της μετοχής της Belgacom την επομένη μέρα, την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη.

Το επόμενο βήμα είναι να συγκριθούν τα αποτελέσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου που βγήκαν από την προσομοίωση, δηλαδή οι τιμές της μετοχής της Belgacom με τις πραγματικές τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Αυτό θα γίνει στο ίδιο διάγραμμα για να είναι πιο εμφανής το πόσο κοντά ή μακριά είναι αυτές οι δυο τιμές.



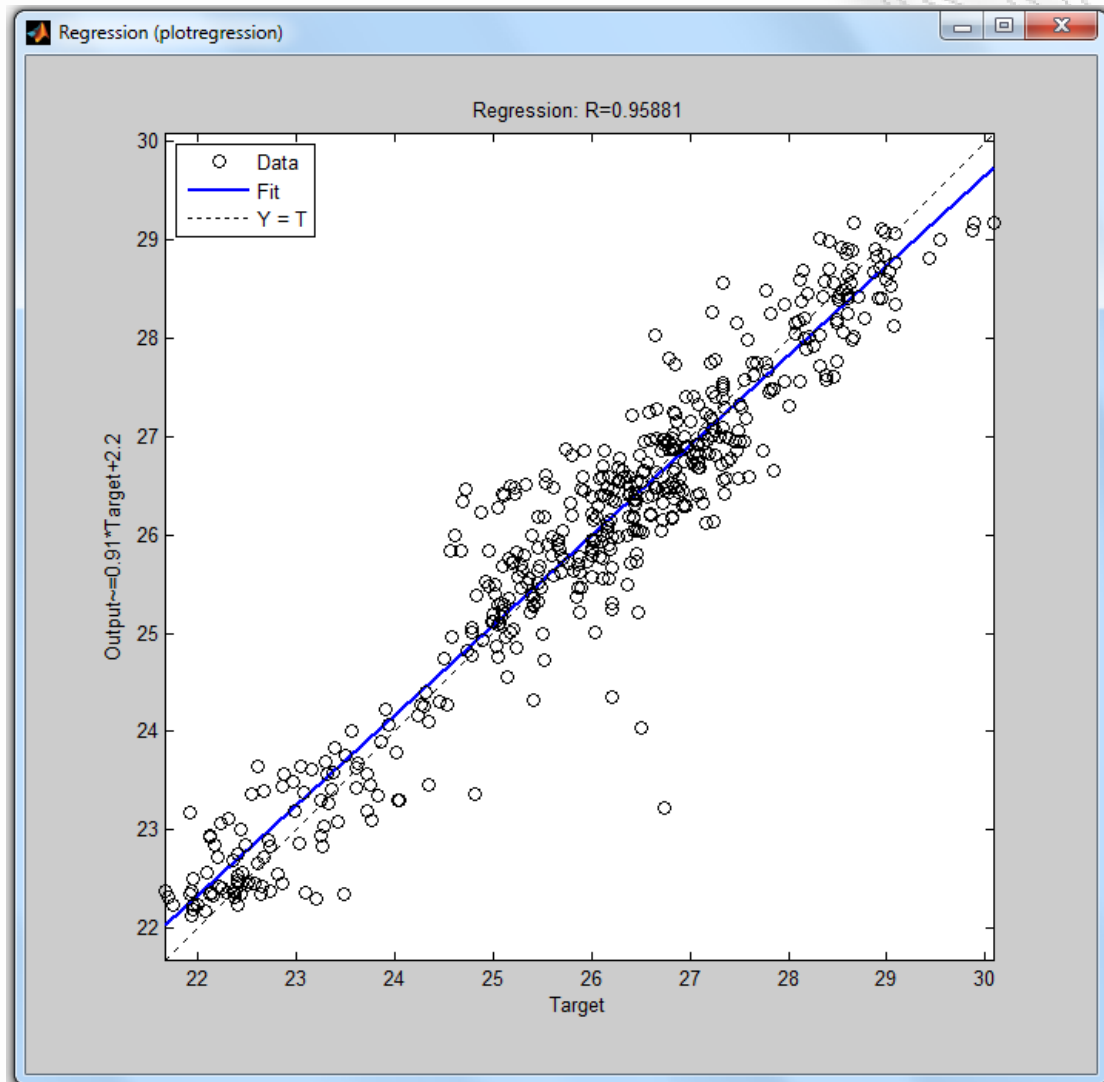
**Διάγραμμα 4.19**

**Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της Belgacom με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου**

Το παραπάνω διάγραμμα απεικονίζει την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής συγκρινόμενη με την πραγματική τιμή. Συγκεκριμένα, η μπλε γραμμή αναπαριστά την τιμή της μετοχής της Belgacom για το διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010, ενώ η πράσινη γραμμή αναπαριστά την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής από το νευρωνικό δίκτυο για το ίδιο διάστημα. Η τιμή της μετοχής την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη είναι 25,0308. Παρατηρείται ότι η πρόβλεψη του δικτύου διαφέρει ελάχιστα από τις πραγματικές τιμές της μετοχής, με αυτό να σημαίνει ότι επιτυγχάνεται πολύ καλή συμπεριφορά του και εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου. Η συλλογή περισσότερων δεδομένων και η περαιτέρω εκπαίδευση του δικτύου θα μπορούσε φυσικά να παράξει ακόμα πιο ακριβή αποτελέσματα. Στην συνέχεια θα



γίνει μια ανάλυση παλινδρόμησης ανάμεσα στις εξόδους του δικτύου και στα επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.



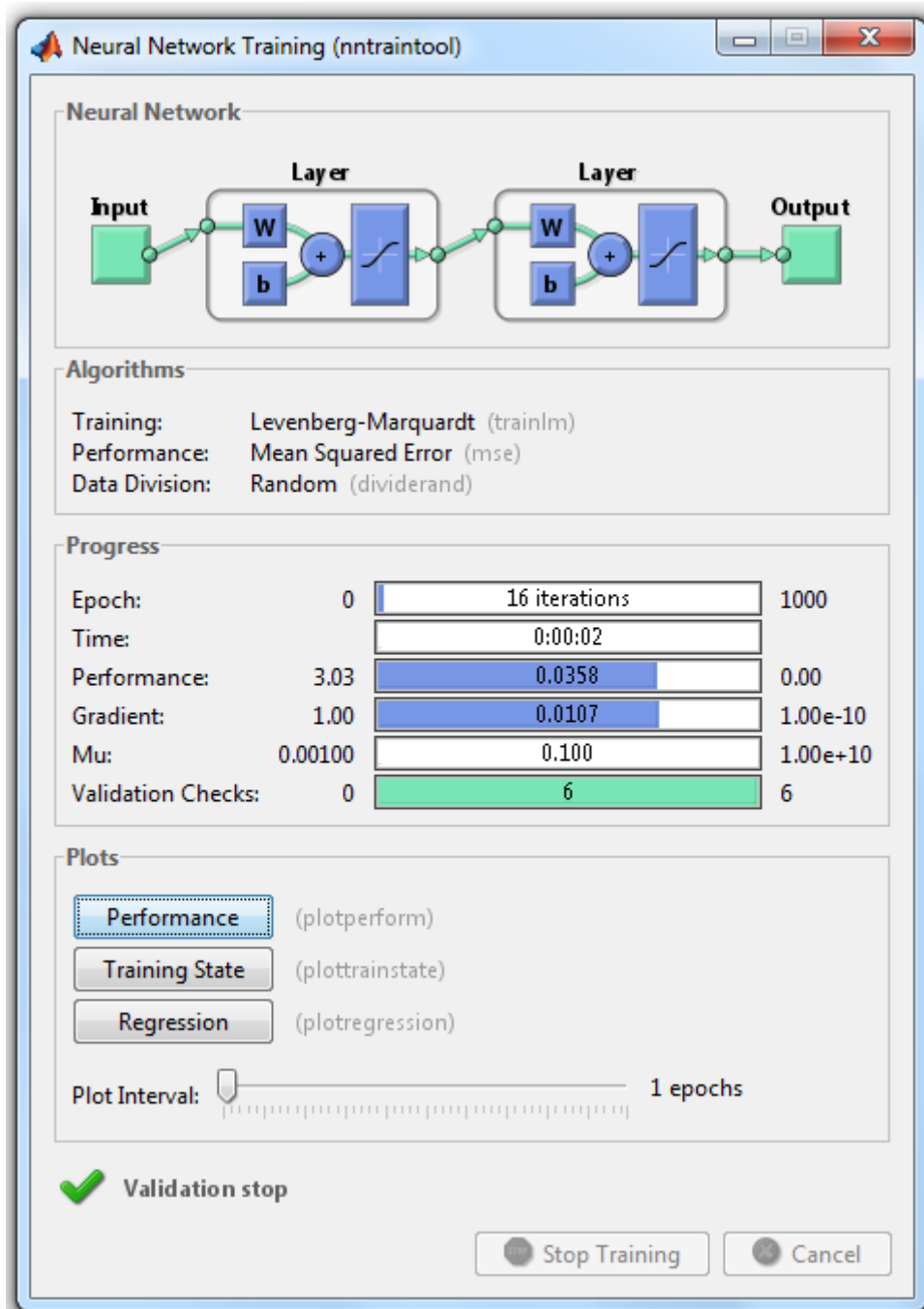
**Διάγραμμα 4.20**

**Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους**

Προκύπτει ότι ο συντελεστής συσχέτισης είναι  $R^2=0,95881$ , τιμή που θεωρείται ιδιαίτερα υψηλή και φανερώνει πόσο καλά ακολουθεί η έξοδος του νευρωνικού δικτύου τις πραγματικές τιμές της μετοχής – στόχους.

### ***KPN***

Ακολουθεί η εκπαίδευση του δικτύου όσον αφορά την KPN. Εισάγονται τα διανύσματα των μεταβλητών εισόδου και εξόδου και το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να μάθει την σχέση τους. Το παράθυρο που εμφανίζεται παρακάτω περιέχει τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

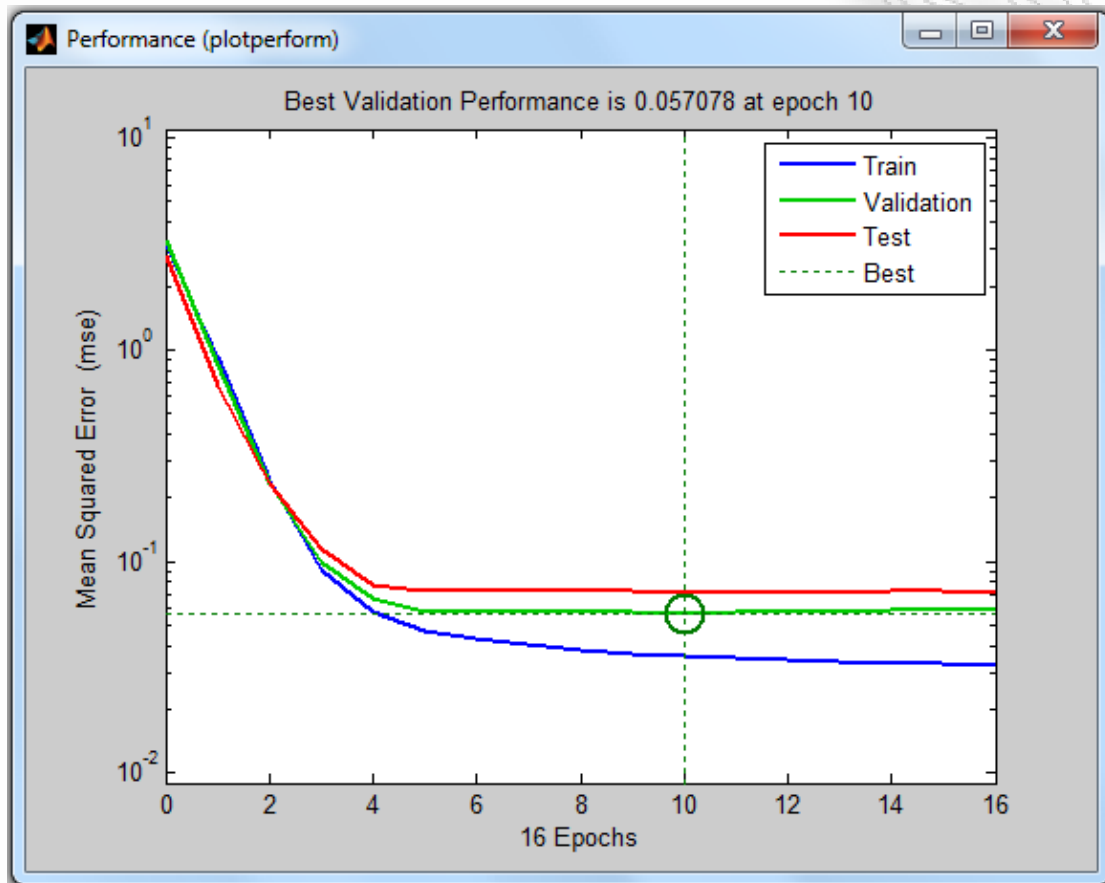


**Διάγραμμα 4.21**

**Απεικόνιση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου**

Όπως φαίνεται από το παρακάτω διάγραμμα της επίδοσης, η βέλτιστη επίδοση της επικύρωσης, συμβαίνει στην 10<sup>η</sup> επανάληψη, στην οποία το σφάλμα επικύρωσης

παίρνει την ελάχιστη τιμή του, ενώ η εκπαίδευση σταματήσει όταν το σφάλμα επικύρωσης αυξηθεί για 6 επαναλήψεις, το οποίο συμβαίνει στην 16<sup>η</sup> επανάληψη.



**Διάγραμμα 4.22**

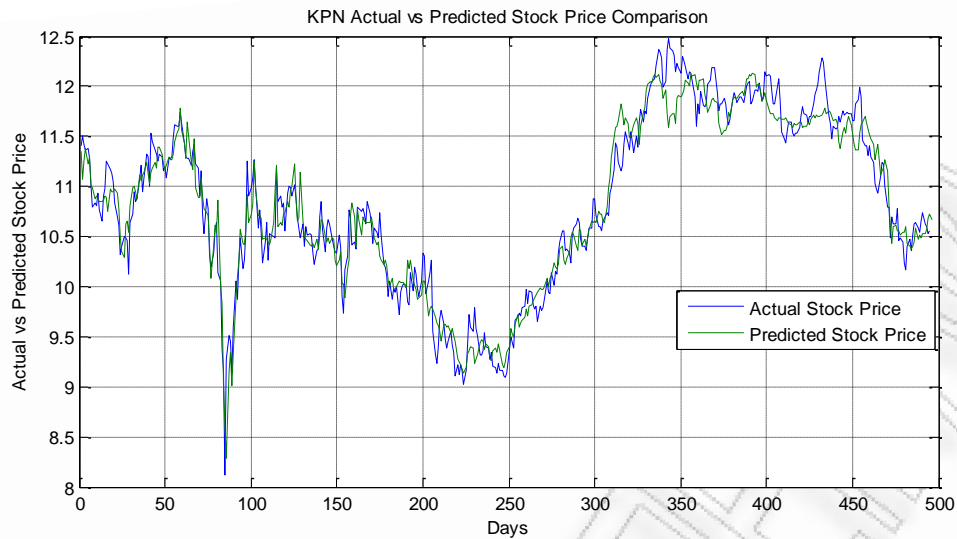
**Απεικόνιση της επίδοσης του Νευρωνικού Δικτύου**

Στο διάγραμμα της επίδοσης εμφανίζονται τα σφάλματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τεστ όπως φαίνεται και στο παραπάνω Διάγραμμα 4.22. Το διάγραμμα δείχνει ότι

το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του δικτύου ξεκινά από μια μεγάλη τιμή και καταλήγει σε μια μικρότερη τιμή. Με άλλα λόγια δείχνει ότι το δίκτυο μαθαίνει.

Ήρθε λοιπόν η στιγμή να δοθούν καινούρια διανύσματα εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο και να παρθούν αποτελέσματα, τα οποία θα συγκριθούν με τις πραγματικές τιμές της τιμής της μετοχής της KPN για την ίδια χρονική περίοδο. Η παραπάνω διαδικασία ονομάζεται simulation (προσομοίωση) καθώς ελέγχεται η μάθηση του δικτύου που έγινε προηγουμένως σε παρόμοια είσοδο. Το καινούριο διάνυσμα της εισόδου διαφέρει ελάχιστα από το αρχικό καθώς έχει προστεθεί μόνο μια μέρα παραπάνω στα δεδομένα και συγκεκριμένα η 09-06-2010, η οποία θα δώσει σαν έξοδο την τιμή της μετοχής της KPN την επομένη μέρα, την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη.

Το επόμενο βήμα είναι να συγκριθούν τα αποτελέσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου που βγήκαν από την προσομοίωση, δηλαδή οι τιμές της μετοχής της KPN με τις πραγματικές τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα. Αυτό θα γίνει στο ίδιο διάγραμμα για να είναι πιο εμφανής το πόσο κοντά ή μακριά είναι αυτές οι δυο τιμές.

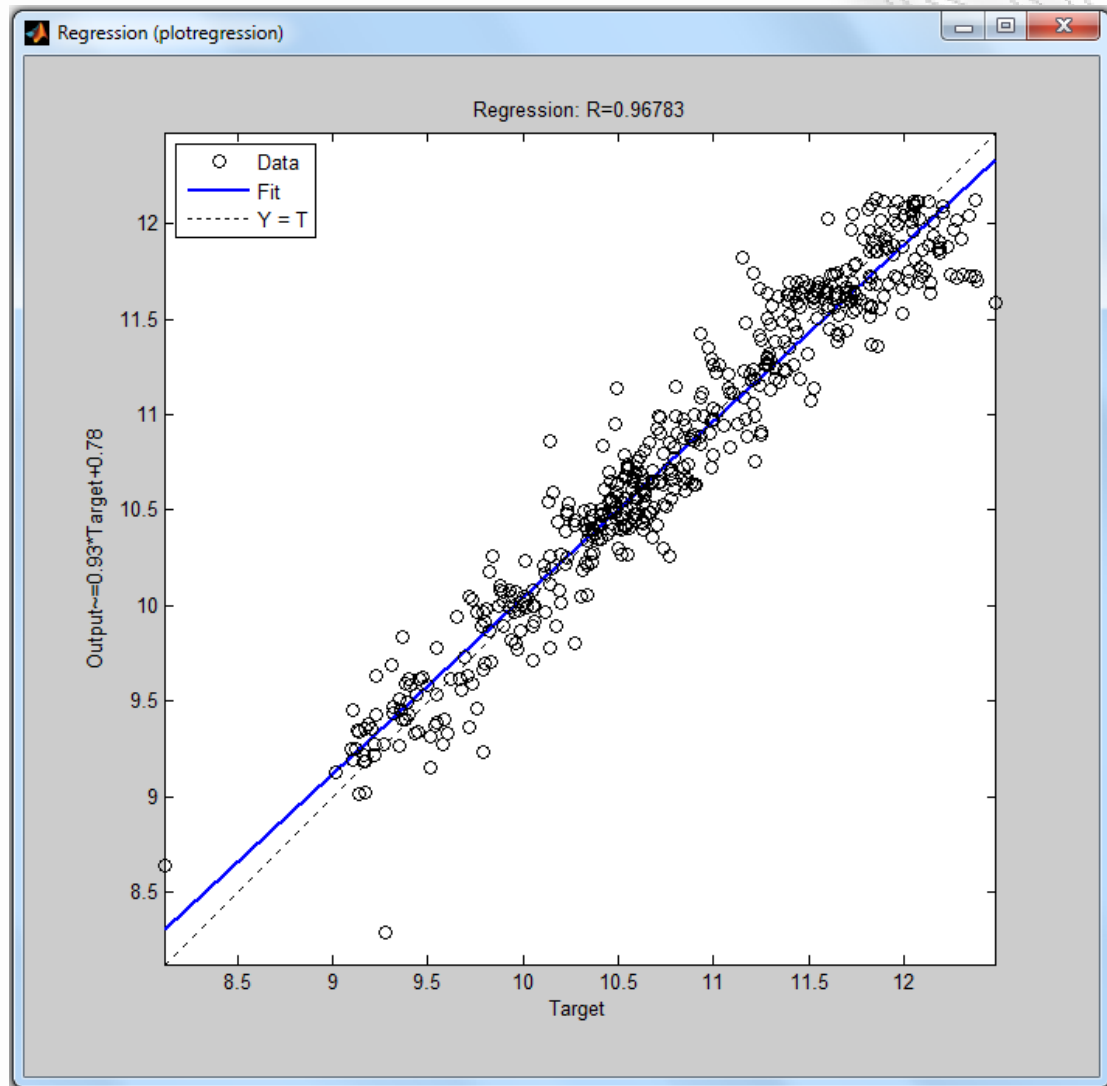


**Διάγραμμα 4.23**

**Διάγραμμα σύγκρισης της τιμής της μετοχής της KPN με τα αποτελέσματα-εξόδους του νευρωνικού δικτύου**

Το παραπάνω διάγραμμα απεικονίζει την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής συγκρινόμενη με την πραγματική τιμή. Συγκεκριμένα, η μπλε γραμμή αναπαριστά την τιμή της μετοχής της KPN για το διάστημα από 11-06-2008 έως 09-06-2010, ενώ η πράσινη γραμμή αναπαριστά την προβλεπόμενη τιμή της μετοχής από το νευρωνικό δίκτυο για το ίδιο διάστημα. Η τιμή της μετοχής την 10-06-2010 που είναι και η ζητούμενη πρόβλεψη είναι 10,6611. Παρατηρείται ότι η πρόβλεψη του δικτύου διαφέρει ελάχιστα από τις πραγματικές τιμές της μετοχής, με αυτό να σημαίνει ότι επιτυγχάνεται πολύ καλή συμπεριφορά του και εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου. Η συλλογή περισσότερων δεδομένων και η περαιτέρω εκπαίδευση του δικτύου θα μπορούσε φυσικά να παράξει ακόμα πιο ακριβή αποτελέσματα. Στην συνέχεια θα

γίνει μια ανάλυση παλινδρόμησης ανάμεσα στις εξόδους του δικτύου και στα επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους.



**Διάγραμμα 4.24**

**Γραμμική παλινδρόμηση αποτελεσμάτων εξόδου του δικτύου με επιθυμητά αποτελέσματα-στόχους**

Προκύπτει ότι ο συντελεστής συσχέτισης είναι  $R^2=0,96783$ , τιμή που θεωρείται ιδιαίτερα υψηλή και φανερώνει πόσο καλά ακολουθεί η έξοδος του νευρωνικού δικτύου τις πραγματικές τιμές της μετοχής – στόχους.

#### 4.5 ΑΝΑΚΕΦΑΛΑΙΩΣΗ

Στο παρόν κεφάλαιο έγινε μια λεπτομερής περιγραφή των βημάτων εκτίμησης της τιμής της μετοχής πέντε εταιριών του κλάδου των τηλεπικοινωνιών, μέσω του λογισμικού των Νευρωνικών Δικτύων που διαθέτει το Matlab. Επιλέχθηκαν οι τρεις πιο σημαντικές παράμετροι που θεωρείται ότι επηρεάζουν τα τελευταία χρόνια την τιμή της μετοχής και χρησιμοποιήθηκαν τιμές από αυτές τις παραμέτρους που αφορούν τα δυο τελευταία χρόνια. Πιο συγκεκριμένα, οι παράμετροι αυτοί χρησιμοποιήθηκαν ως εισόδοι στο δίκτυο ενώ οι τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα πάρθηκαν σαν έξοδοι. Το δίκτυο στην συνέχεια εκπαιδεύτηκε για να μάθει την σχέση που συνδέει τις εισόδους με την έξοδο, ώστε να εκτιμήσει από μόνο του μετά τις τιμές της μετοχής για το ίδιο χρονικό διάστημα με καινούρια δεδομένα εισόδου όμως αυτή την φορά. Με αυτό τον τρόπο ήταν πλέον δυνατή η άμεση σύγκριση των πραγματικών τιμών των μετοχών των εταιριών με τις εκτιμήσεις των τιμών από το νευρωνικό δίκτυο. Τέλος, χρησιμοποιήθηκε η ανάλυση παλινδρόμησης για να φάνει το πόσο κοντά ή μακριά είναι οι πραγματικές τιμές της μετοχής από τις τιμές της μετοχής που πάρθηκαν σαν έξοδοι από την προσομοίωση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.



## ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

## ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Matlab 7.10.0 (R2010a), Neural Network Toolbox, Neural Network Toolbox User's  
Guide

## ΔΙΑΔΥΚΤΙΑΚΟΙ ΤΟΠΟΙ

BelgacomBelgium, [www.belgacom.be/](http://www.belgacom.be/)

Deutsche Telekom - Wikipedia, the free encyclopedia,

[http://en.wikipedia.org/wiki/Deutsche\\_Telekom](http://en.wikipedia.org/wiki/Deutsche_Telekom)

Deutsche Telekom, <http://www.telekom.com/dtag/cms/content/dt/en/6908>

France Télécom - Wikipedia, the free encyclopedia, <http://en.wikipedia.org/wiki/>

[France Télécom](http://en.wikipedia.org/wiki/France_Télécom)

France Télécom, [http://www.orange.com/en\\_EN/](http://www.orange.com/en_EN/)

KPN - Wikipedia, the free encyclopedia, <http://en.wikipedia.org/wiki/KPN>

kpn, <http://www.kpn.com/>

OTE, <http://www.ote.gr/portal/page/portal/OTEGR/OTEMainPage>

World Lingo – Translation Localization Globalization,

<http://www.worldlingo.com/ma/enwiki/el/Belgacom>

Οργανισμός Τηλεπικοινωνιών Ελλάδος - Βικιπαίδεια,

[http://el.wikipedia.org/wiki/Οργανισμός\\_Τηλεπικοινωνιών\\_Ελλάδος](http://el.wikipedia.org/wiki/Οργανισμός_Τηλεπικοινωνιών_Ελλάδος)

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΡΑΙΑ

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

### ΞΕΝΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Boyland, O. and G. Nicoletti: “Regulation, Market Structure and Performance in

Telecommunications”, *OECD Economic Studies*, 32, 2001

Cacoullos, T. (1966), “Estimation of multivariate density. *Annals of the Institute of*

*Statistical Mathematics*, 18(2)”, pp. 179-189.

Foresee, F. D., & Hagan, M. T. (1997), “Gauss-Newton approximation to Bayesian

regularization”, *International Joint Conference Neural Network*, pp. 1930-1935.

Jarrett Jeffrey, “*Business Forecasting Methods*”, Gutenberg Publishing, United States

of America 1996.

Joarder Kamruzzaman, Rezaul K. Begg & Ruhul A. Sarker, “Artificial Neural

Networks in Finance and Manufacturing”, Idea Group Publishing, United States of

America 2006.

Kamruzzaman, J., & Sarker, R. (2003), “Forecasting of currency exchange rates using

ANN: A case study”, In *Proceedings of the IEEE International Conference on*

*Neural Network & Signal Processing* (pp. 793-797).

Klein, Lawrence R., and Richard M. Young. “*An Introduction to Econometric*

*Forecasting and Forecasting Models*". Lexington, Mass.: Lexington Books, 1980.

Kung, S. Y., & Hwang, J. N. (1988), "An algebraic projection analysis for optimal hidden units size and learning rate in backpropagation learning", In *Proceedings of the IEEE/INNS International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 1* (pp. 363-370).

Lowe, D. (1995), "Radial basis function networks. In M. A. Arbib (Ed.), *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*", Cambridge, MA: MIT Press.

MacKay, D. J. C. (1992) : Bayesian interpolation. *Neural Computation, 4*", pp. 415-447.

Matlab 7.10.0 (R2010a), Neural Network Toolbox, Neural Network Toolbox User's Guide

Moody, J., & Darken, C. J. (1989), 'Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural Computation, 1*(2)", pp. 281-294.

Nowlan, S. J., & Hinton, G. E. (1992), "Simplifying neural networks by soft weight-sharing. *Neural Computation, 4*(4)", pp. 473-493.

Parzen, E. (1962), "On the estimation of a probability density function and mode. *Annals of Mathematical Statistics*", 3, pp. 1065-1076.

Paul D. McNelis, "Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the

Market”, Elsevier Academic Press, United States of America 2005.

Specht, D. F. (1990), “Probabilistic neural networks. *Neural Networks*, 1(13)”, pp. 109-118.

## **ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

Αντώνης Ξενάκης, Σημειώσεις: “*Ανάλυση Χρονολογικών Σειρών και Προβλέψεις*”, Αθήνα 1998.

Διονυσία Π. Ζιωτοπούλου, “*Συγκριτική Ανάλυση των Πληροφοριακών Συστημάτων ΝΕΜΕΣ και ΠΥΘΙΑ για την Παραγωγή Προβλέψεων σε Χρονοσειρές Διακοπτόμενης Ζήτησης*”, Διπλωματική Εργασία, Αθήνα, Φεβρουάριος 2009.

Ενημερωτικό Δελτίο της ΕΕΤΤ: “*Η 10<sup>η</sup> Έκθεση της Ευρωπαϊκής Επιτροπής για την αγορά ηλεκτρονικών Επικοινωνιών*”

Ηλίας Αλεξάκης: “*Πρότυπα Συστήματα Διαχείρισης Ποιότητας στις Τηλεπικοινωνίες*”, Διπλωματική Εργασία, Πανεπιστήμιο Πειραιά, 2006

Κωνσταντίνος Διαμαντάρας , “*Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*”, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα 2007.

Πάνος Στυλιανόπουλος: “*Οι Τηλεπικοινωνίες στην Ελλάδα και τον κόσμο: η απελευθέρωση των τηλεπικοινωνιών υπηρεσιών στην Ε.Ε. και στην Ελλάδα, οι*

μεγαλύτεροι Τηλεπικοινωνιακοί Οργανισμοί του κόσμου, οι παγκόσμιες συμμαχίες και ο Ο.Τ.Ε.”, Διατριβή, Πανεπιστήμιο Πειραιά, 1999

Σπυρίδων Δημόπουλος, “Πρόβλεψη Χρονοσειρών με τη Χρήση Νευρωνικών Δικτύων – Εφαρμογή στον Τομέα του Τουρισμού”, Διπλωματική Εργασία, Αθήνα, Ιούλιος 2008.

Χρήστος Ν. Αγιακλόγλου, Γεώργιος Σ. Οικονόμου, “Μέθοδοι Προβλέψεων και Ανάλυσης Αποφάσεων”, Εκδόσεις Γ. Μπένου, Αθήνα 2002.

## ΔΙΑΔΥΚΤΙΚΟΙ ΤΟΠΟΙ

ADSL, ευρυζωνικές συνδέσεις και τεχνολογία, [ADSLgr.com](http://ADSLgr.com), “Στην σκιά τεσσάρων γιγάντων οι τηλεπικοινωνιακές υπηρεσίες”

BelgacomBelgium, [www.belgacom.be/](http://www.belgacom.be/)

Choosing the Right Forecasting Technique,

<http://www.decisioncraft.com/dmdirect/forecastingtechnique.htm>

Deutsche Telekom - Wikipedia, the free encyclopedia,

[http://en.wikipedia.org/wiki/Deutsche\\_Telekom](http://en.wikipedia.org/wiki/Deutsche_Telekom)

Deutsche Telekom, <http://www.telekom.com/dtag/cms/content/dt/en/6908>

France Télécom - Wikipedia, the free encyclopedia, <http://en.wikipedia.org/wiki/>

France Télécom

France Télécom, [http://www.orange.com/en\\_EN/](http://www.orange.com/en_EN/)

KPN - Wikipedia, the free encyclopedia, <http://en.wikipedia.org/wiki/KPN>

kpn, <http://www.kpn.com/>

OTE, <http://www.ote.gr/portal/page/portal/OTEGR/OTEMainPage>

World Lingo – Translation Localization Globalization,

<http://www.worldlingo.com/ma/enwiki/el/Belgacom>

Οργανισμός Τηλεπικοινωνιών Ελλάδος - Βικιπαίδεια,

[http://el.wikipedia.org/wiki/Οργανισμός\\_Τηλεπικοινωνιών\\_Ελλάδος](http://el.wikipedia.org/wiki/Οργανισμός_Τηλεπικοινωνιών_Ελλάδος)