Πολυτεχνειο Κρητης
Τμημα Μηχανικων Παραγωγης & Διοικησης

ΤΖΩΡΤΖΑΚΗΣ ΑΝΤΩΝΙΟΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕ ΘΕΜΑ:

'' Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων με τη Χρήση Νευρωνικών Δικτύων και Γενετικών Αλγορίθμων ''

Επιβλέπων καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος, ΕΕΔΙΠ ΙΙ

ΧΑΝΙΑ
ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ 2007

Αφιερώνεται στους
γονείς μου

ΠΕΡΙΕΧΌΜΕΝΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ……...6
Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων σε Εθνικό και Περιφερειακό Επίπεδο……6
Αγορές Μετοχών και Ακινήτων (Στις Η.Π.Α. και στον Κόσμο)……..8
Αγορές ακινήτων= ΄΄Αργές αγορές΄΄……10
Αγορές ακινήτων στην Ασία……12
Αγορές ακινήτων στην Αυστραλία……....12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ασαφή Συστήματα και Γενετικοί Αλγόριθμοι……...15
1.1 Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems)……16
1.1.1 Εισαγωγή……16
1.1.2 Ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες.....17
1.1.3 Νευρο-Ασαφή συστήματα……...18
1.1.4 Γενετικά ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες……...24
1.1.4.1 Ασαφές σύστημα κανόνων που βασίζεται σε μονοδιάστατα χαρακτηριστικά……24
1.1.4.2 Ασαφές σύστημα βασισμένο σε δυδιάστατα χαρακτηριστικά26
1.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms- GA)……27
1.2.1 Πώς Λειτουργεί……..27
1.2.2 Τρόπος Υλοποίησης του Αλγορίθμου……28
1.2.3 Εκδοχές Αλγορίθμου……..28
1.2.4 Χαρακτηριστικά……..29
1.2.5 Παράδειγμα……29
1.2.6 Εφαρμογές……...29
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα……..30
2.1 Τα πρώτα βήματα……...31
2.2 Το Τεχνητό Νευρώνιο (ΤΝ)……..31
2.3 Πρόβλεψη με Νευρωνικά Δίκτυα……..32
2.4 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος……...35
2.5 Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα……...36
2.5.1 Η απλούστερη μορφή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου……..38
2.5.2 Νευρωνικά Δίκτυα με μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης……41
2.5.3 Νευρωνικά Δίκτυα με κρυμμένα επίπεδα……...42
2.5.4 Αυξητικά Νευρωνικά Δίκτυα…….....45
2.5.5 Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων……46
2.5.6 Νευρωνικά Δίκτυα υψηλής τάξης……...48
2.5.6.1 Η κατάλληλη αρχιτεκτονική για τα Δίκτυα Υψηλής Τάξης…51
2.5.6.2 Σύγκριση Δικτύων Υψηλής Τάξης με Πολυεπίπεδα Δίκτυα...52
2.5.7 Δίκτυα Sigma-Pi……..52
2.5.8 Δίκτυα Pi-Sigma……..55
2.6 Μεθοδολογία κατασκευής Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για πρόβλεψη……57
2.6.1 Η αρχιτεκτονική του δικτύου……..58
2.6.2 Ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και κόμβων……..58
2.6.3 Ο αριθμός των κόμβων εισόδου……..60
2.6.4 Οι αλληλοσυνδέσεις των κόμβων……...60
2.6.5 Η συνάρτηση ενεργοποίησης……..60
2.6.6 Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης……62
2.6.7 Κανονικοποίηση των δεδομένων……64
2.6.8 Τα δείγματα εκπαίδευσης και δοκιμής……65
2.6.9 Κριτήρια απόδοσης……67

2.7 Εφαρμογες των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων…….68
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων με χρήση Μοντέλων Πρόβλεψης: γενικές πληροφορίες από σχετικά άρθρα……71
3.1 Νευρωνικά Δίκτυα για τη Μαζική Αξιολόγηση Ακίνητης Περιουσίας……72
3.1.1 Εισαγωγή……72
3.1.2 Μαζική Αξιολόγηση……72
3.1.3 Ανάλυση Αγοράς……73
3.1.4 Οριακές Ρυθμίσεις……...75
3.1.5 Νευρωνικά Δίκτυα……..77
3.1.6 Συμπεράσματα……83
3.2 Χρονική Σειρά Πρόβλεψης Τιμών Κατοικημένων Ακινήτων με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων……...83
3.2.1 Εισαγωγή……83
3.2.2 Πρόβλεψη με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN)……...83
3.2.2.1 Η αρχιτεκτονική του δικτύου……...84
3.2.2.2 Ο αριθμός των κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα……...84
3.2.2.3 Ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εισόδου……..85
3.2.2.4 Ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εξόδου……...85
3.2.2.5 Συνάρτηση ενεργοποίησης……..85
3.2.2.6 Κανονικοποίηση των στοιχείων……...86
3.2.2.7 Μέτρο απόδοσης……..86
3.2.3 Διαχωρισμός της χρονικής σειράς……..87
3.2.4 Πειραματική εργασία……..88
3.2.5 Συμπεράσματα……88
3.3 Εκτίμηση Πραγματικής Τιμής (Estimated Realisation Price- ERP) με Νευρωνικά Δίκτυα: Πρόβλεψη Τιμών Εμπορικών Ακινήτων……89
3.3.1 Εισαγωγή……89
3.3.2 Οι αρχές των νευρωνικών δικτύων……89
3.3.3 Πειραματική διαδικασία……..90
3.3.4 Συμπεράσματα.....……96
3.4 Χρησιμοποίηση των Νευρωνικών Δικτύων για τον υπολογισμό των Σταθερών Δεικτών Ποιοτικών Τιμών Ακινήτων……97
3.4.1 Εισαγωγή.....……97
3.4.2 Μεθοδολογία……97
3.4.3 Αποτελέσματα……...100
3.4.4 Συμπεράσματα……...102
3.5 Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων: Ηδονικά Μοντέλα Τιμών και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα……103
3.5.1 Εισαγωγή……...103
3.5.2 Ηδονικό μοντέλο……...104
3.5.3 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο.....105
3.5.4 Αποτελέσματα.....106
3.5.5 Συμπεράσματα.....109
3.6 Ενσωματώνοντας Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (GIS) για την Αξιολόγηση Μονο-Ακινήτων.....110
3.6.1 Εισαγωγή.....110
3.6.2 Αυτοματοποιημένο σύστημα αξιολόγησης (Automated Valuation Model-AVM).....111
3.6.3 Στοιχεία και σχέδιο του μοντέλου.....112

3.6.4 Αποτελέσματα.....115

3.6.5 Συμπεράσματα 115
3.7 Αξιολόγηση Ακινήτων Περιουσιών με τα Νευρωνικά Δίκτυα BrainMaker.....116
3.7.1 Εισαγωγή.....116
3.7.2 Το πρόβλημα.....116
3.7.3 Τα στοιχεία.....117
3.8 Περιβαλλοντικές Μεταβλητές και Τιμές Ακινήτων.....118
3.8.1 Εισαγωγή.....118
3.8.2 Σκοπός του άρθρου.....118
3.8.3 Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων.....119
3.8.4 Συμπεράσματα.....123
3.9 Πρόβλεψη της Αξίας Ακινήτων: Μοντελοποίηση της Επιλογής και της Εξάρτησης των Ιδιοτήτων, Χρησιμοποιώντας τη δοκιμή Γάμμα (Gamma Test).....123
3.9.1 Εισαγωγή.....123
3.9.2 Ο Γενετικός Αλγόριθμος.....125
3.9.3 Πρόβλεψη με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN).....126
3.9.4 Πρόβλεψη χρησιμοποιώντας μια πειραματική εργασία ενός ANN.....127
3.9.4.1 Ετήσια αποτελέσματα μετακίνησης ποσοστού.....127
3.9.4.2 Πραγματικές μετακινήσεις στο δείκτη τιμών σπιτιών (HPI).128
3.9.5 Συμπεράσματα.....129

3.10 Βελτίωση των Αποτελεσμάτων των Μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την Αξιολόγηση Ακινήτων.....129
3.10.1 Εισαγωγή.....129
3.10.2 Μεθοδολογία – Στοιχεία.....130
3.10.3 Τοποθεσίες.....131
3.10.4 Μεταβλητές.....133
3.10.5 Αποτελέσματα.....135
3.10.6 Συμπεράσματα.....137
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Μοντέλο Πρόβλεψης Τιμών Ακινήτων στη Matlab.....138
4.1 Περιγραφή του Μοντέλου Πρόβλεψης.....139
4.2 Αριθμητικά δεδομένα.....139
4.3 Αποτελέσματα.....146
4.4 Συμπεράσματα.....151
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....152

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η μελέτη της πρόβλεψης τιμών ακινήτων με τη χρήση μοντέλων πρόβλεψης-αξιολόγησης (Νευρωνικά Δίκτυα τα οποία εκπαιδεύονται με Γενετικούς Αλγορίθμους).

Ένα αυτοματοποιημένο σύστημα αξιολόγησης ακινήτων περιουσιών, παράγει τις εκτιμήσεις για την αξία της ακίνητης περιουσίας χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο πρόβλεψης, όπως είναι ένα νευρωνικό δίκτυο. Το μοντέλο πρόβλεψης, παράγει αυτές τις εκτιμήσεις βασιζόμενο στις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών, που περιγράφουν τα μεμονωμένα χαρακτηριστικά ιδιοκτησίας, καθώς επίσης και γενικά χαρακτηριστικά γειτονιάς στα διάφορα επίπεδα γεωγραφικής ιδιομορφίας. Το σύστημα μπορεί, επίσης, να εξάγει κώδικες λόγου, ως ένδειξη των σχετικών συνεισφορών των διάφορων μεταβλητών σε ένα ιδιαίτερο αποτέλεσμα και μπορεί να παράγει αναφορές, περιγράφοντας αξιολογήσεις ακινήτων, αναλύσεις των τάσεων της αγοράς, πληροφορίες για την εξομοίωση ακινήτων και συστάσεις σχετικά με τα δάνεια και τον κίνδυνο που εμπεριέχουν σχετικά με τα ακίνητα.

Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων σε Εθνικό και Περιφερειακό Επίπεδο

Στο Ηνωμένο Βασίλειο, οι επαγγελματίες πραγματογνώμονες αξιολογούν, αυτήν την περίοδο, τις κατοικημένες τιμές (ενιαίες οικογενειακές κατοικίες) για την πώληση και το δάνειο βασισμένες στις τρέχουσες τιμές προσφοράς. Αυτή η προσέγγιση έχει μερικές αξίες. Η συγκριτική μεθοδολογία αξιολόγησης, στην οποία είναι βασισμένη, είναι απλή και υπάρχουν, συχνά, ικανοποιητικά στοιχεία για να αποτελέσουν τη βάση μιας κρίσης. Ενδεχομένως, το μέτρο της αξίας, συνήθως γνωστό ως ''αξία ελεύθερης αγοράς'', παρά την παροδική φύση του, γίνεται κατανοητό από τους καταναλωτές.

Μια τέτοια προσέγγιση, δεν κάνει καμία προσπάθεια να προβλεφθούν οι περιοδικές κρίσεις αγοράς ή να παραχθούν οι εκτιμήσεις της μακροπρόθεσμης βιώσιμης αξίας. Κατά συνέπεια, οι καταναλωτές διασκεδάζουν τον ουσιαστικό (κρυμμένο) κίνδυνο. Οι τιμές μπορούν να μειωθούν με τις ανεπιθύμητες προσωπικές συνέπειες. Η έλλειψη κινητικότητας εργασίας που προκαλείται, έχει κοινωνικές και οικονομικές συνέπειες. Στα χειρότερα σενάρια, οι γενικευμένες σύγχρονες μειώσεις και οι δανειστές εκτίθενται στον κίνδυνο. Οι ευρωπαϊκοί χρηματοδοτικοί οργανισμοί και οι κυβερνήσεις έχουν εκφράσει την επιθυμία τους για την ανάπτυξη της θεωρίας και της τεχνικής σε αυτήν την περιοχή: ιδανικά, ένα μέτρο της αξίας θα ήταν ικανό να εκφράσει μια ''κρυμμένη τιμή''. Η

εφαρμοσμένη μηχανική και το Φυσικό Ερευνητικό Συμβούλιο Επιστημών, που υποστηρίζονται από το γραφείο της επιστήμης και της τεχνολογίας, UK, έχουν χρηματοδοτήσει την έρευνα η οποία περιγράφεται. Ο απώτερος στόχος, είναι να αναπτυχθεί μια ενημερωμένη αντικειμενική άποψη για το πώς η αγορά ιδιοκτησίας θα κινηθεί και ποιές θα είναι οι συνέπειες για ένα καταναλωτή.

Η έρευνα, αρχίζει από τη βασική πρόταση ότι η πρόβλεψη των τάσεων μέσα στις αγορές κατοικίας μπορεί να βοηθήσει στην ανάπτυξη ενός νέου μέτρου της αξίας, το οποίο απεικονίζει την ''οικονομική ικανότητα υποστήριξης''. Οι είσοδοι για την ανάλυση είναι εθνικά και περιφερειακά οικονομικά, κοινωνικά και χρονικής σειράς συναλλαγής ιδιοκτησίας στοιχεία. Η αμεσότερη έξοδος είναι η τάση της αξίας ελεύθερης αγοράς. Δεδομένου ότι η περίοδος μέγιστου κινδύνου εμφανίζεται κατά τη διάρκεια των πρώτων 3 ετών της υποθήκης, οι προβλέψεις της αξίας ελεύθερης αγοράς είναι ένας χρήσιμος στόχος. Όπως μια τέτοια σειρά ενημερώνει τις έννοιες για την ικανότητα υποστήριξης. Η εργασία έχει, επίσης, σκοπό να προσδιορίσει ένα μέτρο της τιμής/δυνατότητας προσέγγισης σπιτιών που δεν παρουσίασε καμία γενική τάση. Μια τέτοια αντιπροσώπευση έχει δύο πλεονεκτήματα: Πρώτον, είναι ότι το μέτρο αντιπροσωπεύει έναν χρονικό ανεξάρτητο δείκτη της κατάστασης της αγοράς κατοικίας σε σχέση με το μέσο όρο. Δεύτερον, είναι ευκολότερο να απομονωθούν εκείνοι οι παράγοντες που προκαλούν το μέτρο να διαφέρει μέσα στο χρόνο, επιτρέποντας την άρση της ημερομηνίας ως ρητή μεταβλητή στα μοντέλα. Τα εργαλεία που επιλέγονται για να αναλάβουν την ανάλυση είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Επειδή αναγνωρίζονται ως ισχυρά και κατάλληλα εργαλεία πρόβλεψης και, επίσης, η ερευνητική ομάδα έχει την προγενέστερη εμπειρία από την επιτυχημένη δημιουργία αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση των τιμών κατοικιών της ελεύθερης αγοράς. Τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύθηκαν, χρησιμοποιώντας ως εισόδους τα οικονομικά στοιχεία και το προηγούμενο μέτρο των τιμών των σπιτιών. Εάν τα νευρωνικά δίκτυα είναι σε θέση να προσδιορίσουν τις λεπτές και συνεπείς σχέσεις μεταξύ αυτών των παραγόντων, τότε τους επιτρέπουν να προβλέψουν τα πιθανά μελλοντικά σχέδια κάποιας αλλαγής. Οι έξοδοι ήταν τα τωρινά μέτρα της τιμής των σπιτιών. Η δοκιμή Γάμμα, μια μη γραμμική ανάλυση και ένα εργαλείο μοντελοποίησης, χρησιμοποιήθηκε για να βελτιστοποιήσει τα δίκτυα. Στα μισά της έρευνας (Ιανουάριος 2002), τα αποτελέσματα, που περιγράφονται, δείχνουν ότι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προβλέψουν τις εθνικές και περιφερειακές τάσεις τιμών μέσα στην αγορά κατοικίας (υπό διάφορες καταστάσεις).

Η έρευνα, έχει προσδιορίσει ένα αριθμό από διάφορα ζητήματα πάνω στο θέμα της εμπειρικής εργασίας:

- προσδιορισμός των ορίων του **θεωρήματος Takens** μέσα στην περιοχή.
- εισαγωγή των στοιχείων οικονομικής τάσης.
- μέτρηση του επιπέδου θορύβου μέσα στα στοιχεία και καθορισμός μιας κατάλληλης απάντησης.
- απόκτηση των κατάλληλων στοιχείων για να μεταναστεύσει από εθνικά σε περιφερειακά σύνολα.

Αγορές Μετοχών και Ακινήτων (Στις Η.Π.Α. και στον Κόσμο)

Σήμερα, είναι πια γνωστό ότι οι τιμές των μετοχών στις περισσότερες χρηματιστηριακές αγορές του κόσμου σημείωσαν τις κορυφές τους πριν από 7 περίπου χρόνια (2000). Έχουν περάσει αρκετοί μήνες από τότε και πολλοί επενδυτές αρχίζουν να συνειδητοποιούν ότι οι αγορές μετοχών έχουν ήδη διαμορφώσει μία κορυφή (Top) πιο μακροχρόνιου χαρακτήρα. Μετά από την ΄΄αιματηρή΄΄ πτώση των τιμών ιδιαίτερα στην αγορά της NASDAQ (και λιγότερο σε εκείνη του New York Stock Exchange όπου διαπραγματεύονται οι περισσότερες μετοχές του δείκτη Dow Jones και οι σημαντικότερες του S&P 500), οι επενδυτές φαίνεται να ψάχνουν για εναλλακτικές επενδύσεις στην αγορά των ακινήτων.

Πολλοί θα σημείωναν το γεγονός ότι οι μεγάλες διακυμάνσεις και η νευρικότητα στις αγορές μετοχών λείπουν από την ΄΄ανιαρή΄΄ και ήρεμη αγορά των ακινήτων. Οι παρατηρήσεις, όμως, και η εν λόγω αρθρογραφία, στα μέσα ενημέρωσης, στερείται ιστορικής μνήμης ή αγνοεί παντελώς την ιστορία.

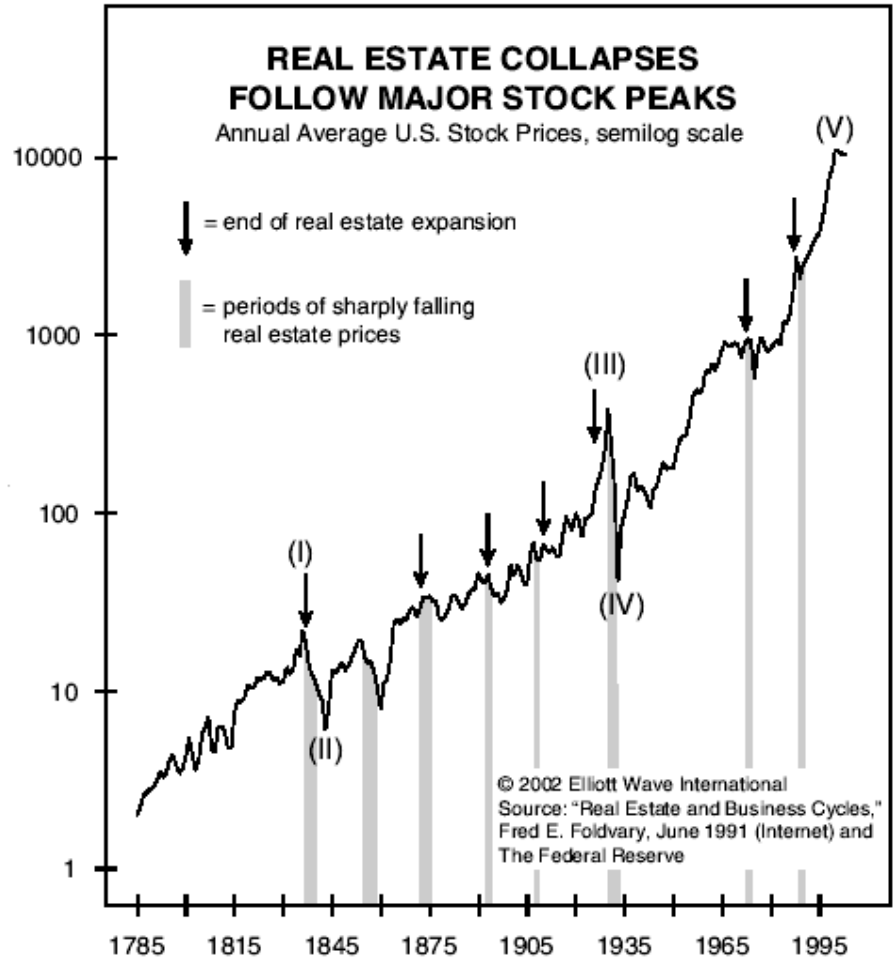
Βέβαια η άγνοια των ανθρώπων σχεδόν πάντα μας εγγυάται ότι η ιστορία επαναλαμβάνεται και μάλιστα με τον ίδιο και απαράμιλλο τρόπο. Στις Η.Π.Α. (αλλά και σε άλλες μεγάλες οικονομίες), η ιστορία έχει γράψει το εξής: **«Κάθε μεγάλη πτώση στην αγορά μετοχών συνοδεύεται από πτώση και ΄΄ξέπλυμα΄΄ (Wash-Out) στην αγορά ακινήτων».**

ΚΑΝΟΝΑΣ: Όταν όλοι οι επενδυτές-αγοραστές έχουν ήδη εισέλθει στην αγορά (ακινήτων) και μιλούν γι΄ αυτήν, σημειώνοντας ότι δεν την αγγίζουν οι διακυμάνσεις των άλλων αγορών, τότε η ΑΛΛΑΓΗ ΤΗΣ ΤΑΣΗΣ ΕΙΝΑΙ ΚΟΝΤΑ.

Η ιστορία είναι επίσης με το μέρος της άποψής μας. Στις Η.Π.Α., η παρούσα κατάσταση στην αγορά των ακινήτων έχει όλες τις ομοιότητες με τις μεγάλες κορυφές που ακολούθησαν τις αντίστοιχες κορυφές και τα επακόλουθα κραχ στην αγορά των μετοχών το 1836 και το 1929. Και οι δύο κορυφές των αγορών μετοχών οδήγησαν στα χειρότερα Depressions της

αγοράς των ακινήτων στην ιστορία των Η.Π.Α.. Ένα απλό παράδειγμα, για τα συμβάντα του 1836, δίνει καλύτερα το μέγεθος της πτώσης. Η αγορά ενός Acre στο Σικάγο (4 acres ισοδυναμούν με περίπου ένα εκτάριο - Hectar) κόστιζε 11.000 δολάρια Η.Π.Α.. Τέσσερα χρόνια αργότερα η ίδια έκταση αγοραζόταν για μόλις 100 δολάρια!

ΓΡΑΦΗΜΑ 1: ΟΙ ΠΤΩΣΕΙΣ ΣΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΑΚΙΝΗΤΩΝ ΑΚΟΛΟΥΘΟΥΝ ΠΑΝΤΑ ΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΤΩΝ ΜΕΤΟΧΩΝ – Η.Π.Α., Περίοδος 1784 - 2002



Η κορυφή στην αγορά των μετοχών δημιουργήθηκε ακριβώς τη στιγμή που η ευφορία των επενδυτών μεταβλήθηκε σε άκρατη-μανιώδη κερδοσκοπία και ''αγωνία'' να πλουτίσουν αυτοστιγμής. Η μετατόπιση της κερδοσκοπικής ψυχολογίας, από την αγορά των μετοχών στην αγορά των ακινήτων, είναι πολύ πιθανό να έχει τα ίδια αποτελέσματα. Όπως και στα τέλη της δεκαετίας του 1920, έτσι και σήμερα, η κορυφή στην αγορά των ακινήτων σχηματίζεται σταδιακά εδώ και 5 χρόνια. Για παράδειγμα, τα REITs1 (Real Estate Investment Trusts) ''έπιασαν'' κορυφή το 1997, ενώ οι τιμές σπιτιών σε αρκετές πόλεις των Η.Π.Α. συνέχισαν να ανεβαίνουν. Οι τιμές των ακινήτων επαγγελματικής στέγης, σε πόλεις όπως η Νέα Υόρκη, το Σαν Φραντζίσκο και

το Σικάγο έχουν ήδη καταγράψει σημαντικές κορυφές και η πτώση φαίνεται να έχει ήδη ξεκινήσει.

Αγορές ακινήτων= ΄΄Αργές αγορές΄΄

Δεν θα πρέπει, όμως, να διαφεύγει το γεγονός ότι οι αγορές των ακινήτων είναι στην πράξη, αλλά και στην ουσία, "αργές" αγορές. Αργές, στην περίπτωση αυτή, σημαίνει ότι η ενσωμάτωση των νέων δεδομένων και πληροφοριών στις τιμές γίνεται με σημαντικά αργότερο ρυθμό από τον αντίστοιχο των τιμών των μετοχών. Οι αγορές μετοχών, είναι ένα συνεχές "ανοικτό λαϊκό δικαστήριο" που "κρίνει" τις αποφάσεις των εταιριών συνεχώς και με εκπληκτική αμεσότητα.

Αντίθετα, στην αγορά ακινήτων οι αγοραστές και πωλητές έρχονται "δυσκολότερα" σε επαφή μεταξύ τους ή κατόπιν συνεννόησης με ενδιάμεσο μεσίτη (Broker). Οι αποφάσεις τους, δε, και η διαπραγμάτευση της τελική τιμής μπορεί να διαρκέσουν ώρες, ημέρες ή και εβδομάδες. Τέλος, η διαδικασία αγοράς πώλησης ολοκληρώνεται εφόσον ρυθμιστούν όλα τα ατομικά και οικονομικά θέματα που αφορούν την εν λόγω μεταβίβαση.

Το γεγονός αυτό, έχει άμεση επίδραση στη ρευστότητα της αγοράς ακινήτων, αλλά και στην ταχύτητα αντίδρασης στην προσαρμογή των τιμών. Συνεπώς, είναι φυσιολογικό να παρατηρούμε βραδύτερους ρυθμούς στο σχηματισμό κορυφών στις τιμές ακινήτων εκτεινόμενες χρόνια ολόκληρα. Η αξία ενός ακινήτου, για τον κάτοχό του, δεν παίρνει τη μορφή της καθημερινής αποτίμησης των μετοχών. Από την άλλη πλευρά, τεχνολογικές υποδομές προσφέρουν τη δυνατότητα σε εκατομμύρια επενδυτές να παρακολουθούν τις αγορές μετοχών ανά λεπτό, να αγοράζουν-πωλούν, μέσω Internet, από το ίδιο τους το σπίτι και να βλέπουν το αποτέλεσμα (άμεσα ή στο τέλος της ημέρας). Η αμεσότητα της αποτίμησης αυτής είναι απούσα από την αγορά ακινήτων, καθώς πολλοί άλλοι παράγοντες, τελικά, θα προσδιορίσουν την τιμή. Εξάλλου, μία μετοχή αποτελεί αντικείμενο διαπραγμάτευσης σε μία μοναδική αγορά, ενώ οι τιμές των ακινήτων είναι διαφορετικές από γειτονιά σε γειτονιά, από πόλη σε πόλη και από πολιτεία (επαρχία) σε πολιτεία (επαρχία), ή τέλος από χώρα σε χώρα.

Επιστρέφοντας στο παράδειγμα των Η.Π.Α., αξίζει να τονιστεί ότι η κερδοσκοπία έχει μετατοπιστεί από την επαγγελματική στέγη στις ιδιωτικές κατοικίες, όπου οι τιμές καθορίζονται, αποκλειστικά, από τις διαθέσεις των αγοραστών να αποκτήσουν τη δική τους κατοικία. Το γεγονός αυτό, μας παραπέμπει και πάλι στην αγορά μετοχών, ενθυμούμενοι το τελευταίο στάδιο της κερδοσκοπικής "μανίας" (ιδιαίτερα στην αγορά της NASDAQ). Οι ιδιώτες επενδυτές (Retail Investors), ήταν εκείνοι που έδωσαν την τελευταία ώθηση σε πολλά κερδοσκοπικά τμήματα της αγοράς μετοχών με τις γνωστές συνέπειες. Έτσι, είναι ελαφρώς ύποπτο να έχουμε απόσυρση των επαγγελματιών επενδυτών από την αγορά των ακινήτων, ενώ από την άλλη πλευρά οι ιδιώτες να αγοράζουν "όσο-όσο" ακίνητα. Τέλος, ένα ακόμα τεκμήριο, βασισμένο στην Κυματική Θεωρία του R. N. Elliott, το οποίο συνηγορεί στο γεγονός ότι

σύντομα θα αναμέναμε το ξεκίνημα μιας διαδικασίας σοβαρής διόρθωσης των τιμών
ακινήτων, είναι το ΓΡΑΦΗΜΑ 2 που απεικονίζει την τιμή μετοχής της εταιρίας Centex (NYSE: CTX) που είναι η αντιπροσωπευτικότερη του κλάδου και δραστηριοποιείται στον τομέα των κατασκευών κατοικιών. Αν και το γράφημα περιλαμβάνει τιμές μόνο των τελευταίων 4 χρόνων, η άνοδος της τιμής της μετοχής από 60 σεντς τη δεκαετία του 1970 στα 60 δολάρια Η.Π.Α. τον περασμένο Μάρτιο του 2002 έγινε σε 5 κύματα.

ΓΡΑΦΗΜΑ 2: Η ΜΕΤΟΧΗ ΤΗΣ CENTEX ΑΠΟ ΤΟ 1998 ΜΕΧΡΙ ΤΟ ΜΑΙΟ ΤΟΥ 2002
(Εβδομαδιαίες Τιμές)

Σύμφωνα με την Κυματική ανάλυση του Elliott, 5 κύματα προς τα πάνω ολοκληρώνουν την ανοδική φάση, ενώ η επόμενη κίνηση θα είναι διόρθωση σε τρεις φάσεις (τρία καθοδικά κύματα). Επίσης, από πλευράς τεχνικής ανάλυσης παρατηρούμε τον σχηματισμό ενός "Διαμαντιού2" (στο ΓΡΑΦΗΜΑ 2) κατά τη διάρκεια των τελευταίων μηνών. Ο σχηματισμός του "Διαμαντιού", αποτελεί σπάνιο pattern και παρουσιάζεται, συνήθως, σε κορυφές μεσο-μακροπρόθεσμου χαρακτήρα. Σπάνια δε, εμφανίζεται και σε πυθμένες υποδηλώνοντας αντιστροφή της προηγούμενης τάσης. Το Pattern αυτό αποτελείται από δύο φάσεις, τη διευρυνόμενη (Expanding Volatility) και τη συγκλίνουσα (Contracting Volatility). Κατά την εκδοχή της Κυματικής

Θεωρίας του Elliott, ο σχηματισμός αυτός ονομάζεται Packet Wave3. Το συναντήσαμε, επίσης, μεταξύ Νοεμβρίου 1998 και Αυγούστου 1999 σε μία τέλεια αναπαράσταση της θεωρίας, η οποία αναφέρει ότι ο στόχος τιμών είναι η απόσταση του ύψους του "Διαμαντιού" από το σημείο εξόδου του "Διαμαντιού". Το ύψος ήταν περίπου $ 46 - $ 26 = $ 20. Η έξοδος από το "Διαμάντι" ήταν στα $ 36 το Σεπτέμβριο του 1999 και ο στόχος
$ 36 - $ 20 = $16. Παρόμοιος φαίνεται να είναι ο σχηματισμός και τις τελευταίες εβδομάδες, αλλά μικρότερου μεγέθους και "ύψους". Αν η αγορά μετοχών οδηγήσει την τιμή της Centex χαμηλότερα, με έξοδο από το "Διαμάντι", τότε ο στόχος τιμών θα είναι σε πρώτη φάση $ 60 - $ 48 = $ 12 από το σημείο που διαφαίνεται έξοδος (περίπου στα $ 54), δηλαδή τα $ 42.

Ας μην ξεχνάμε ότι, η αγορά μετοχών προεξοφλεί το μέλλον (ή τουλάχιστον προσπαθεί να το προεξοφλήσει) και κατά συνέπεια μία σημαντική πτώση της μετοχής της Centex4 θα είναι μήνυμα της επερχόμενης επιβράδυνσης στον τομέα των κατασκευών κατοικιών και της πτώσης των τιμών τους.

Αγορές ακινήτων στην Ασία

Παρόμοια περιστατικά, υπερτίμησης, παρουσιάζονται ιστορικά και στις αγορές μετοχών-ακινήτων της Ασίας με αποκορύφωμα αυτήν της Ιαπωνίας. Ο δείκτης ΝΙΚΚΕΙ 225, σημείωσε ιστορικό υψηλό κοντά στις 40.000 μονάδες το Δεκέμβριο του 1989, ενώ οι τιμές των ακινήτων "βρήκαν" την κορυφή τους το 1991. Μόλις πριν από μερικούς μήνες σε δημοπρασία γης στο Τόκιο οι τιμές διαμορφώνονταν 68% χαμηλότερα !!!

Στο Χονγκ Κονγκ, η κορυφή της αγοράς μετοχών το 1997 συνέπεσε με την αντίστοιχη κορυφή των ακινήτων, ημέρες μόλις μετά την παράδοση του νησιού από τους Βρετανούς στους Κινέζους, την 1η Ιουλίου του 1997. Η κατάρρευση των τιμών, κατά 50%, στο Χονγκ Κονγκ συνδέθηκε τόσο με την τρομακτική πτώση των νομισμάτων της Νοτιοανατολικής Ασίας (Ταϊλάνδης, Μαλαισίας, Ινδονησίας και Ν. Κορέας) όσο και με την ελεγχόμενη, από την κυβέρνηση, αγορά γης στο νησί και στην απέναντι λωρίδα της Kowloon (New Territories -Tsin Yi, Lantau Island και Stanley).

Αγορές ακινήτων στην Αυστραλία

Το τελευταίο, γλαφυρό, παράδειγμα υπερτίμησης ακινήτων το συναντάμε στην μακρινή Αυστραλία. Δικαίως, βέβαια, καθώς η οικονομία εκείνης της ηπείρου έχει διαφορετικά χαρακτηριστικά έναντι των Η.Π.Α., της Ευρώπης και της Ασίας. Εν συντομία, οι λόγοι της συνεχούς αύξησης των τιμών των ακινήτων είναι οι εξής:

• Η αγορά των μετοχών βρίσκεται σε φάση Bull Market, η οποία ενδεχομένως δεν έχει τελειώσει. Ο δείκτης All Ordinaries, στο Χρηματιστήριο του Sydney, έκανε ιστορικό υψηλό μόλις στις αρχές του 2002. Άρα, δεν θα

αναμέναμε σοβαρή διόρθωση στην εκεί αγορά ακινήτων πριν επιβεβαιωθεί το τέλος του Bull Market των μετοχών.

• Η επένδυση σε κατοικίες και ακίνητα είναι τρόπος ζωής για τους Αυστραλούς. Με 10% προκαταβολή επί της αξίας της νέας κατοικίας, η ελαστική στεγαστική πίστη των τραπεζών έρχεται να διευκολύνει τις συναλλαγές.

• Η διοργάνωση των Ολυμπιακών Αγώνων του 2000 στο Sydney, έφερε την αγορά ακινήτων σε επαφή με αρκετούς επενδυτές που νωρίτερα δεν την γνώριζαν. Είναι πολλές οι ιστορίες για αγορές διαμερισμάτων-κατοικιών από ευκατάστατους Αμερικανούς, Ευρωπαίους και Ασιάτες μετά τους Ολυμπιακούς Αγώνες.

• Μεγάλο κύμα ευκατάστατων Κινέζων, από το Χονγκ Κονγκ, που εγκατέλειψε το νησί πριν από την παράδοση του 1997, αγόρασε ακίνητα στα δύο μεγάλα οικονομικά κέντρα της Αυστραλίας (Sydney, Melbourne). Το τελευταίο κύμα μετανάστευσης, προερχόμενο από χώρες όπως το Βιετνάμ, την Ινδονησία, το Πακιστάν και την Ινδία, έχει ωθήσει τις τιμές των κατοικιών με χαμηλότερη αξία.

Πάντως, φαίνεται ότι η ευμάρεια στην Αυστραλία έχει ακόμη δρόμο, εκτός αν η οικονομική κατάσταση χειροτερεύσει αισθητά στις Η.Π.Α., την Ευρώπη και την Ιαπωνία, που αποτελούν τους μεγαλύτερους εμπορικούς εταίρους της.

Όπως στις αγορές μετοχών, στα τέλη της δεκαετίας του 1990, έτσι και σήμερα στις αγορές ακινήτων παρατηρούμε μία υπερτίμηση "φουσκοειδών" διαστάσεων. Τα σημάδια είναι παρόμοια και το αποτέλεσμα (''ξεφούσκωμα'') θα είναι κατά πάσα πιθανότητα παρόμοιο. Ανεξαρτήτως χώρας, **το παρελθόν έχει δείξει ότι η μακροχρόνια πτώση στις αγορές μετοχών έχει σοβαρότατες συνέπειες στις αγορές ακινήτων σε μεταγενέστερες, ίσως, φάσεις.** Εκείνο το οποίο δεν συνειδητοποιούν πολλοί επενδυτές στις αγορές μετοχών-ακινήτων είναι η σημαντική σύνδεση μεταξύ τους. Στα προηγούμενα παραδείγματα, η πτώση των τιμών των ακινήτων, από δυσθεώρητα ύψη, είχε σαν αποτέλεσμα την πτώση των τιμών (καταναλωτή, μετοχών) και αποπληθωρισμό που οδήγησε σε περαιτέρω προβλήματα. Αυτό συνέβη στις Η.Π.Α., το 1836 και το 1929, αλλά και στην Ιαπωνία, τη δεκαετία του 1990. Παρόμοια είναι τα παραδείγματα και σε άλλες χώρες της Νοτιοανατολικής Ασίας, όπως την Ταϊλάνδη, τη Μαλαισία και την Ινδονησία.

Η κερδοσκοπική ψυχολογία των επενδυτών είναι τέτοια στα τελευταία στάδια κάθε επενδυτικής "μανίας", που αναφωνούν, με έκδηλο τρόπο, ότι αυτήν τη φορά τα δεδομένα είναι διαφορετικά. Φαίνεται ότι, οι επενδυτές ακινήτων πιστεύουν «ΟΤΙ ΚΑΙ ΑΥΤΗ ΤΗ ΦΟΡΑ ΤΑ ΠΡΑΓΜΑΤΑ ΕΙΝΑΙ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ».

Η άγνοια των ανθρώπων (για το ιστορικό παρελθόν), σχεδόν πάντα, μας εγγυάται ότι η ιστορία επαναλαμβάνεται και μάλιστα με τον ίδιο και απαράμιλλο τρόπο. Η κατάληξη θα είναι σχεδόν η ίδια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Ασαφή Συστήματα και Γενετικοί Αλγόριθμοι

1.1 Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems)

1.1.1 Εισαγωγή

Η χρήση των τεχνικών οπισθοδρόμησης στη μαζική αξιολόγηση είναι μια κοινή πρακτική. Τα πραγματικά στοιχεία έχουν διάφορες πηγές λάθους ή ανακρίβειας, όπως η έλλειψη σωστού καθορισμού του μοντέλου σχήματος, των πολλαπλάσιων ταυτόχρονων σχέσεων μεταξύ των επεξηγηματικών μεταβλητών και των μη σαφών μεταβάσεων μεταξύ των δευτερευουσών αγορών, με αποτέλεσμα να παρουσιάζονται δυσκολίες στην κατασκευή των μοντέλων μαζικής αξιολόγησης. Μια εναλλακτική λύση, για να αναπτυχθούν πιο εύκαμπτα και περιεκτικά μοντέλα, είναι να χρησιμοποιηθούν τα ασαφή συστήματα (fuzzy systems). Εντούτοις, τα συστήματα αυτά δεν είναι σε θέση να μάθουν μόνα τους τα χαρακτηριστικά της αγοράς. Γενικά, τα ασαφή συστήματα αναπτύσσονται μαζί με άλλες τεχνικές, όπως τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) και οι γενετικοί αλγόριθμοι (GA).

Οι μελέτες, που αναπτύσσονται στην αξιολόγηση ακινήτων, πρέπει να θεωρήσουν διάφορες πτυχές της αγοράς κατοικίας, όπως η ετερογένεια, η διάρκεια, το υψηλό κόστος και ο σταθερός χωρικός προσδιορισμός θέσης των ακινήτων. Μια από τις σημαντικότερες, είναι η ποικιλομορφία μεταξύ των μονάδων, από την άποψη των φυσικών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των ακινήτων και της θέσης. Τα ακίνητα έχουν μεγάλες διαφορές στο μέγεθος, την ηλικία, τον τύπο και την ποιότητα κατασκευής, την ποιότητα γειτονιάς, τη δυνατότητα πρόσβασης και άλλα χαρακτηριστικά τα οποία απεικονίζονται στις τιμές αγοράς τους. Οι έρευνες, από εμπειρικές μελέτες, δείχνουν τις δηλωτικές διαφορές μεταξύ των παρουσιασμένων μοντέλων. Επιπλέον, έχουν δείξει ότι η σχετικότητα κάθε ιδιότητας μπορεί να αλλάξει ακόμη και στους παρακείμενους γείτονες ή για παρόμοιους τύπους ακινήτων. Επομένως, η απόφαση, για το ποιες ιδιότητες να περιλάβει και το ποιο μοντέλο να υιοθετήσει, είναι μια ανοικτή ερώτηση η οποία λύνεται εμπειρικά μέχρι τώρα (Balchin και Kieve 1986, Ball 1973, Boyle και Kiel 2001, Lavender 1990, Robinson 1979, Sheppard 1999, Smith και άλλοι 1988). Εκτός από αυτό, σε πολλές περιπτώσεις, οι δευτερεύουσες αγορές δεν διαιρούνται σε ομοιογενή μέρη. Με άλλα λόγια, ένα ακίνητο μπορεί, μερικώς, να ανήκει σε δύο ή περισσότερους τομείς της αγοράς ταυτόχρονα. Παραδείγματος χάριν, στην περίπτωση της τοποθεσίας μπορεί να υπάρχει αλληλοδιείσδυση μεταξύ των παρακείμενων περιοχών αγοράς, με αποτέλεσμα η σκιαγράφηση των ορίων να είναι ένας δύσκολος στόχος. Ο υπερβολικός διαχωρισμός των στοιχείων σε μερικά δείγματα, προκαλεί την ανάγκη να συλλεχθούν πάρα πολά στοιχεία ούτως ώστε να αναπτυχθουν σημαντικά, αστικού επιπέδού, μοντέλα. Ένας πρόσθετος λόγος, για μια διαφορετική προσέγγιση, είναι ότι ένας εκ των προτέρων διαχωρισμός δεν είναι κατάλληλος για μοντέλα μαζικής αξιολόγησης, τα οποία χρειάζεται να ξεδιπλωθούν περιοδικά (Bourassa και

Hoesli 1999, Bourassa και άλλοι 1999, Kauko 1997, Kauko 2000, Goodman και Thibodeau 2003).

Η κοινή προσέγγιση για την ανάπτυξη μοντέλων μαζικής αξιολόγησης, είναι βασισμένη στην ανάλυση πολλαπλάσιας οπισθοδρόμησης (MRA), η οποία έχει μερικά προβλήματα με την αγορά ακινήτων περιουσιών. Στην πραγματικότητα, οι συμβατικές στατιστικές τεχνικές, όπως η συγκέντρωση ή η ανάλυση οπισθοδρόμησης, έχουν δυσκολίες στο να εξετάσουν την ανακρίβεια μέσα στα στοιχεία.

Μια πιο αυτοματοποιημένη (ή λιγότερο υποκειμενική) προσέγγιση μπορεί να βελτιώσει την ποιότητα των μοντέλων και να μειώσει το χρόνο της σύνταξης, χρησιμοποιώντας τεχνητή νοημοσύνη ή μηχανικά παραδείγματα εκμάθησης. Τα τελευταία χρόνια, διάφορα άρθρα παρουσίασαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) ως εναλλακτική λύση στην MRA αλλά, τα μοντέλα ANN έχουν προβλήματα στην εξήγηση των αποτελεσμάτων. Από την άλλη, μια ενδιαφέρουσα εναλλακτική λύση είναι τα ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες (Fuzzy Rule-Based Systems), τα οποία είναι ικανά να παράγουν εύκαμπτα συστήματα και μπορούν να είναι χρήσιμα στην εξέταση της ασάφειας ή της ανακρίβειας που παρουσιάζεται στην αγορά ακινήτων περιουσιών. Εντούτοις, τα FRBS δεν είναι σε θέση να μαθαίνουν μόνα τους τους κανόνες. Γενικά, τα ασαφή συστήματα κατασκευάζονται σε υβριδικές προσεγγίσεις, χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα ή τους γενετικούς αλγορίθμους στη φάση εκπαίδευσης ή εκμάθησης (Cordon και άλλοι 2001). Μερικά χαρακτηριστικά αυτών των μεθόδων παρατίθενται παρακάτω.

1.1.2 Ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες (Fuzzy Rule-Based Systems)

Υπάρχουν διάφορες μελέτες για την ασαφή λογική σε άλλα πεδία, αλλά πολύ ελάχιστα στην ακίνητη περιουσία. Ο Byrne (1995) πρότεινε να εφαρμόσει την ασαφή λογική, που εξετάζει τον κίνδυνο και την αβεβαιότητα, στην αξιολόγηση ακινήτων περιουσιών. Οι Bagnoli και Smith (1998) χρησιμοποίησαν την ασαφή λογική για να χειριστούν την ανακρίβεια στα υποκειμενικά μέτρα των ιδιοτήτων των ακινήτων. Ο Bonissone και άλλοι (1998) χρησιμοποίησαν την ασαφή λογική στην αξιολόγηση ακινήτων περιουσιών, σε δύο υποσυστήματα.

Ένα από αυτά, χρησιμοποιεί την ασαφή λογική για να καθορίσει την ομοιότητα και να επιλέξει περιπτώσεις στον Case-Based συλλογισμό. Το δεύτερο μέρος χρησιμοποιεί μια νευρο-ασαφή προσέγγιση, με κανόνες που συντονίζονται με τα νευρωνικά δίκτυα. Έχουν χρησιμοποιήσει ασαφή συστατικά στο νευρωνικό δίκτυο και έχουν παράγει ένα ασαφές σύνολο κανόνων, χρησιμοποιώντας μια ειδική αρχιτεκτονική στο νευρωνικό δίκτυο (E-ANFIS). Ο Siniak (2002) είχε προτείνει τη χρήση ασαφών αριθμών για να ρυθμίσει τις τρεις συμβατικές προσεγγίσεις στην αξιολόγηση, σταθμίζοντας το

κόστος, το εισόδημα και τις αγοραστικές αξίες σε μια τελική και βελτιωμένη αξιολόγηση.

Ένα ασαφές σύστημα βασισμένο σε κανόνες (FRBS), είναι μια επέκταση των κλασσικών (βασισμένων σε κανόνες) συστημάτων, που χρησιμοποιούν τους ασαφείς κανόνες αντί των κλασσικών κανόνων λογικής. Στα ασαφή σύνολα, μπορούμε να υποθέσουμε ότι οι τιμές είναι σε συνεχή σειρά [0,1] και όχι μόνο {0,1} όπως είναι στην κλασική θεωρία. Οι ασαφείς κανόνες μπορούν να ληφθούν από τα στοιχεία, χρησιμοποιώντας τους γενετικούς αλγορίθμους ή τα νευρωνικά δίκτυα. Έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων (Cordσn και Herrera 1999, Cordσn και άλλοι 2001, Kosko 1992).

Οι ασαφείς κανόνες συντίθενται από ένα προηγούμενο (ασαφές) μέρος και ένα επακόλουθο, το οποίο είναι συνάρτηση των μεταβλητών εισόδου. Η πλειοψηφία των συστημάτων FRBS χρησιμοποιεί κανόνες Mamdani ή TSK (Takagi-Sugeno-Kang). Η κύρια διαφορά μεταξύ τους, είναι ότι οι κανόνες TSK είναι συνάρτηση στο επακόλουθο μέρος, ενώ οι κανόνες Mamdani έχουν μια γλωσσική έξοδο του τύπου ''μικρός, μέσος, μεγάλος''. Γενικά, ένας κανόνας TSK έχει τη μορφή (εξίσωση 1):

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } \ldots \text{ and } x_k \text{ is } A_k \text{ THEN } y_j = p_1.x_1 + \ldots + p_k.x_k + p_0, \qquad (1)$$

Όπου τα Xi είναι μεταβλητές εισόδου, τα Ai είναι ασαφή σύνολα που καθορίζουν τις έννοιές τους, τα pi είναι οι συντελεστές της εξίσωσης και το Yi είναι η μεταβλητή εξόδου. Η έξοδος, ενός ασαφούς συστήματος, υπολογίζεται ως ο σταθμισμένος μέσος όρος των μεμονωμένων κανόνων εξόδου, χρησιμοποιώντας τον κατάλληλο βαθμό μεταξύ των εισόδων, και του προηγούμενου μέρους κάθε κανόνα. Διάφοροι κανόνες μπορούν να εφαρμοστούν σε ένα ενιαίο διάνυσμα εισόδου και ο αριθμός κανόνων εξαρτάται από την πολυπλοκότητα της εφαρμογής. Επομένως, οι κανόνες TSK είναι καταλληλότεροι στην αξιολόγηση ακινήτων περιουσιών (Cios και άλλοι 1998, Cordσn και άλλοι 2001).

Οι γενετικοί αλγόριθμοι και τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να θεωρηθούν ως τεχνικές, στις φάσεις αποκτήσης γνώσης στην εργασία για να παράγουν FRBS, εκτελώντας έπειτα τα γενετικά ασαφή συστήματα (Genetic-Fuzzy Systems) ή τα νευρο-ασαφή συστήματα (Neuro-Fuzzy Systems).

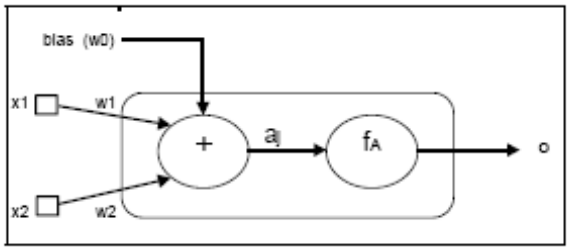
1.1.3 Νευρο-Ασαφή συστήματα (Neuro-Fuzzy Systems)

Τα NFS είναι συστήματα που χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα και την ασαφή λογική. Τα τελευταία χρόνια, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) μελετήθηκαν σε μοντέλα για την αξιολόγηση τιμών κατοικίας, όπως ένα εναλλακτικό εργαλείο στην οπισθοδρόμηση. Υπάρχουν διάφορες εργασίες, όπως παραδείγματος χάριν, Borst (1991), Kathman (1993), Tay και

Ho (1994), Evans και άλλοι (1995), Worzala και άλλοι (1995), Lenk και άλλοι (1997), McCluskey (1996), Kauko (1997), Lewis και άλλοι (1997), McCluskey και Borst (1997), Rossini (1997), Bonissone και άλλοι (1998), Connelan και James (1998), McGreal και άλλοι (1998), Cechin και άλλοι (2000), Panayoutou και άλλοι (2000), Nguyen και Cripps (2001). Εντούτοις, αυτά τα μοντέλα αξιολόγησης που είναι βασισμένα στα νευρωνικά δίκτυα, δεν αντικαθιστούν πλήρως τα ηδονικά μοντέλα τα οποία βασίζονται στην οπισθοδρόμηση, επειδή δεν παρουσιάζουν τις απόλυτες τιμές.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν προταθεί ως ένα εναλλακτικό εργαλείο στην αξιολόγηση, λόγω της δυνατότητάς τους στα πεδία με μη γραμμικές σχέσεις ή άγνωστα αρχικά μοντέλα. Εντούτοις, το σημαντικότερο μειονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι η εξήγηση των προβλέψεών τους. Τα ANN, γενικά, καλούνται ''μαύρα κουτιά'' λόγω της έλλειψης ενός απλού και ρητού μοντέλου χαρτογράφησης των σχέσεων μεταξύ των εισόδων και των εξόδων, το οποίο είναι σημαντικό σε μερικές εφαρμογές όπως η φορολογία και η ασφάλεια.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα μαζικά, διανεμημένης παράλληλης επεξεργασίας. Αρχικά εμπνευσμένα από τον ανθρώπινο εγκέφαλο, χρησιμοποιούν τους μηχανισμούς εκμάθησης για την απόκτηση γνώσης και σώζουν αυτήν την γνώση σε σταθμισμένες συνδέσεις (Rumelhart και McClelland 1986, Haykin 1999). Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο νευρώνων (κόμβοι) και διάφορων σταθμισμένων συνδέσεων μεταξύ τους. Οι νεύρωνες έχουν δύο μέρη: ένα αρχικό ποσό των σταθμισμένων εισόδων και μιας συνάρτησης ενεργοποίησης (γενικά μη γραμμική) η οποία δίνει τον νεύρωνα εξόδου (σχήμα 1.1).

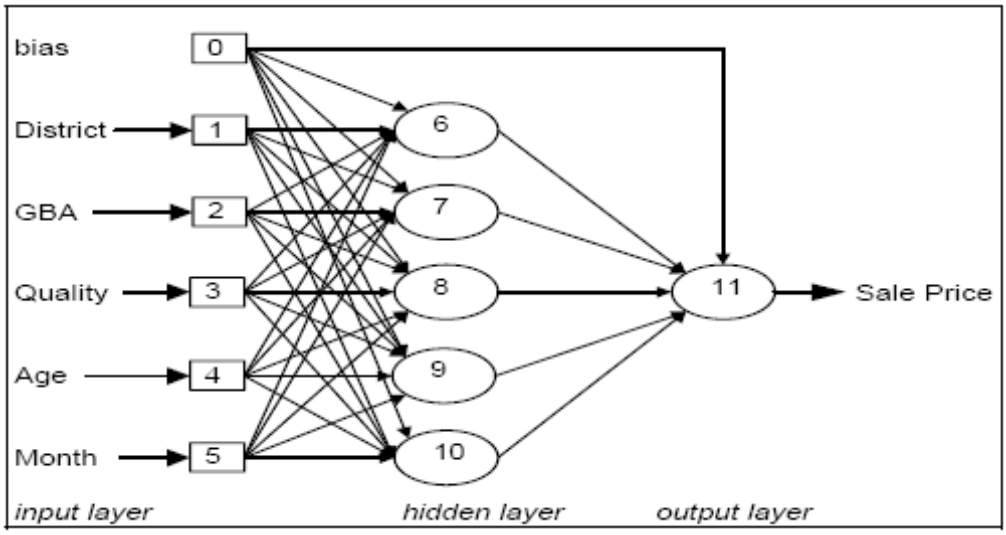


Σχήμα 1.1: *Τα συστατικά μέρη ενός νεύρωνα*

Συνήθως, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται σε έργα ταξινόμησης και οπισθοδρόμησης και είναι ανταγωνιστές των μοντέλων οπισθοδρόμησης σε διάφορες εφαρμογές. Η γνώση είναι, αρχικά, σε μια μορφή στοιχείων εκπαίδευσης και αποκτιέται με την κατάρτιση του δικτύου, ρυθμίζοντας σταδιακά το σύνολο των βαρών σύνδεσης και την ενσωματωσή του σε αυτά τα βάρη.

Η ευρύτατα χρησιμοποιούμενη μορφή των ANN, στην αξιολόγηση, είναι βασισμένη στο feed forward multi-layer Perceptron με τρία επίπεδα (έισοδος, κρυμμένα επίπεδα και έξοδος) με ένα πίσω-διάδοσης σχέδιο εκμάθησης. Αυτό το είδος δικτύου, έχει ένα αρχικό τυχαίο σύνολο βαρών, το οποίο ρυθμίζεται σταδιακά με έναν αλγόριθμο του τύπου ''λάθος-διόρθωση''.

Το σύστημα υπολογίζει την έξοδο του δικτύου στο πρώτο στάδιο (διάδοση), η οποία καθορίζει τη διαφορά (λάθος) στην αναμενόμενη έξοδο (πραγματική έξοδος). Αυτό το λάθος διανέμεται μεταξύ των βαρών των συνδέσεων στο δεύτερο στάδιο (πίσω διάδοση) προκειμένου να μειωθεί σταδιακά. Αυτά τα βήματα επαναλαμβάνονται για τους εκατοντάδες ή χιλιάδες κύκλους στη φάση εκπαίδευσης του δικτύου. Όταν το επιθυμητό επίπεδο λάθους λαμβάνεται, η φάση εκπαίδευσης τελειώνει και το δίκτυο εξετάζεται με τα απαρατήρητα στοιχεία για να ελέγξει την ικανότητα γενίκευσής του. Το δίκτυο έχει τη μορφή που φαίνεται στο σχήμα 1.2.



Σχήμα 1.2: *Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου που εφαρμόζεται στην αξιολόγηση ακινήτων*

Δεν υπάρχει μια αξιόπιστη θεωρία για τον καθορισμό της αρχιτεκτονικής του δικτύου και για τις παραμέτρους εκμάθησης, συμπεριλαμβανομένου του αριθμού κρυμμένων επιπέδων, του αριθμού των κρυμμένων κόμβων, της επιλογής του αλγορίθμου εκμάθησης (όπως η πίσω διάδοση, η πίσω διάδοση με τον όρο ορμής, η ελαστική διάδοση, η αποσύνθεση βάρους, κ.λπ.), του καθορισμού των παραμέτρων του αλγορίθμου (ποσοστό εκμάθησης, αριθμός κύκλων της εκπαίδευσης, κ.λπ.). Αυτές είναι ερωτήσεις που απαντώνται από μια στρατηγική του τύπου ''δοκιμασία-λάθος'', που χρησιμοποιεί κάποια στοιχεία για να καθορίσει την αρχιτεκτονική και τη διαγώνια επικύρωση με σκοπό να ελέγξει τα αποτελέσματα (Haykin 1999, Kosko 1992).

Ένα σημαντικό μειονέκτημα στα νευρωνικά δίκτυα, είναι ότι η γνώση που συλλέγεται από τα στοιχεία αποθηκεύεται μόνο στα βάρη του δικτύου και δεν έχει άμεση σημασία για τον αναλυτή. Λόγω αυτού, τα νευρωνικά δίκτυα καλούνται ''μαύρα κουτιά''. Υπάρχει μια μεγάλη προσπάθεια, μέσω της έρευνας, να βρεθούν μέθοδοι που να εξηγούν τα νευρωνικά δίκτυα. Τώρα υπάρχουν διάφοροι τρόποι να ερμηνευθεί ένα δίκτυο, χρησιμοποιώντας την προσομοίωση στις εισόδους για να εξετάσουν τη συμπεριφορά των αποτελεσμάτων ή εξάγοντας τους ασαφείς κανόνες από ένα εκπαιδευμένο δίκτυο. Με αυτές τις μεθόδους, η εσωτερική συμπεριφορά του δικτύου μπορεί να γίνει κατανοητή. Υπό άλλη έννοια, η εξήγηση του δικτύου βοηθά στην βελτίωσή του, ώστε να προσδιορίζει τη σχετικότητα των εισόδων ή των

κρυμμένων νευρώνων. Στις μέρες μας, μια από τις πληρέστερες και ενδιαφέρουσες προσεγγίσεις, είναι η εξαγωγή ενός ασαφούς κανόνα που τίθεται από ένα εκπαιδευμένο δίκτυο.

Προηγούμενες μελέτες έδειξαν ότι, σε μερικές περιπτώσεις ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο θα μπορούσε να προσεγγιστεί σε οποιοδήποτε επιθυμητό βαθμό ακρίβειας για ένα ασαφές σύστημα και αντίστροφα (Benitez και άλλοι 1997). Τα νευρο-ασαφή συστήματα έχουν εφαρμοστεί, επιτυχώς, για να εξάγουν τη γνώση από τα στοιχεία, ως ασαφείς κανόνες που ερευνούν τις καλύτερες ιδιότητες των νευρωνικών δικτύων και των ασαφών συστημάτων.

Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι για να εξάγουν τη γνώση των νευρωνικών δικτύων ως ασαφείς κανόνες, αλλά, προφανώς, λίγοι μπορούν να εφαρμοστούν άμεσα στην αξιολόγηση, λόγω των χαρακτηριστικών των στοιχείων των ακινήτων περιουσιών. Οι περιορισμοί, σε μερικές μεθόδους, περιλαμβάνουν τα δυαδικά αποτελέσματα, τις ιδιαίτερα εκτιμημένες εισόδους και την ανάγκη των μετασχηματισμών ή των περιορισμών των ειδικών μορφών στα νευρωνικά δίκτυα. Σε άλλες μεθόδους, οι συνεχώς-εκτιμώμενες είσοδοι πρέπει να είναι ασαφείς μεταβλητές, χρησιμοποιώντας ένα σύνολο γλωσσικών όρων για να μετατρέψουν μια συνεχή σειρά εισόδου σε ένα σύνολο δυαδικών μεταβλητών, ίσως με τον κίνδυνο προκατειλημμένων αποτελεσμάτων. Επιπλέον, οι περισσότερες από αυτές τις μεθόδους είναι κατάλληλες μόνο για λόγους ταξινόμησης (Arbatli και Akin 1997, Bonissone και άλλοι 1998, Cordσn και άλλοι 2001, Huang και Xing 2002, Ishikawa 2000, Maire 1999, Setiono 1997 και 2000, Setiono και άλλοι 1998). Δύο μέθοδοι, που λειτουργούν άμεσα με τα βάρη ενός δικτύου που εκπαιδεύεται από οποιοδήποτε αλγόριθμο και είναι κατάλληλες στους σκοπούς οπισθοδρόμησης (με μια συνεχή μεταβλητή στόχων), είναι αυτές που προτείνονται από τον Benitez και άλλους (1997) και επεκτείνονται από τον Castro και άλλους (2002) και το FAGNIS (Fuzzy Automatically Generated Neural Inferred System) που αναπτύσσεται από τον Cechin (1998).

Η πρώτη, είναι εφαρμόσιμη στην αξιολόγηση ακίνητης περιουσίας αλλά το παραγόμενο σύστημα έχει σύνθετα προηγούμενα και η εξήγηση στον τελικό χρήστη δεν βελτιώνεται πάρα πολύ. Οι κανόνες έχουν έναν ειδικό λογικό συνδετήρα που εισάγεται από τους συντάκτες, ο οποίος είναι ένα πρόσθετο στοιχείο για να αυξήσει την πολυπλοκότητα (Benitez και άλλοι 1997, Castro και άλλοι 2002). Από την άλλη, το FAGNIS επιτυγχάνει και τους δύο στόχους: ακρίβεια στο ασαφές σύστημα και απλότητα των κανόνων. Αυτή είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται εδώ.

Μια συνοπτική εξήγηση για το FAGNIS παρέχεται, με περαιτέρω εξήγηση και λεπτομέρειες, από τον Cechin (1998). Λόγω των ιδιαιτεροτήτων των στοιχείων, γενικά, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης (fA) εργάζονται σε μια μικρή σειρά εισόδου. Το FAGNIS είναι βασισμένο σε μια απλή ιδέα: στην αντικατάσταση των συναρτήσεων ενεργοποίησης από ένα σύνολο γραμμικών τμημάτων.

Η αξία f_A μπορεί να προσεγγιστεί από ένα σύνολο γραμμικών τμημάτων, χρησιμοποιώντας την εξίσωση 2.

$$f_A(a_j) \sim \Sigma_i \, [F_i(a_j)*(p_i*a_j+q_i)], \qquad (2)$$

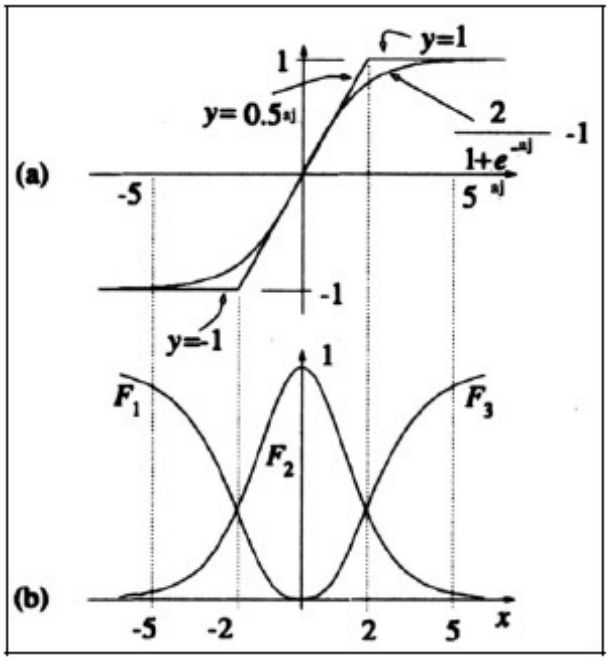
όπου:

f_A (ai) είναι η μη γραμμική συνάρτηση, ai είναι το σήμα ενεργοποίησης (σταθμισμένο άθροισμα του διανύσματος εισόδου), το Fi (ai) είναι μια συνάρτηση που συνδέει κάθε αξία ai με το αντίστοιχο γραμμικό τμήμα (s) και τα [(pi *ai) + qi] είναι γραμμικά τμήματα. Για να βελτιώσει την ακρίβεια της προσέγγισης, το Fi (ai) πρέπει να είναι ένας ασαφής αριθμός (Cechin 1998).

Η συνάρτηση ενεργοποίησης, κάθε μη γραμμικού νεύρωνα, αντικαθίσταται από ένα ασαφές σύστημα συμπεράσματος (FIS), που συντίθεται από έναν κανόνα TSK στον οποίο η συνάρτηση Fi (ai) είναι ο προηγούμενος κανόνας και το γραμμικό τμήμα (pi *ai) είναι η συνέπεια. Ο αναλυτής επιλέγει τον αριθμό τμημάτων στην προσπάθεια να φτάσει στο επιθυμητό επίπεδο λάθους. Τα ασαφή σύνολα μπορούν να είναι σταθερές (που καθορίζονται εξίσου σε όλους τους κανόνες και τους νεύρωνες) ή μεταβλητές (διαφορετικές μεταξύ τους). Παραδείγματος χάριν, εάν ο νεύρωνας έχει μια σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης και επιθυμία των αναλυτών είναι να χρησιμοποιήσουν τρία σταθερά ασαφή σύνολα (τρία σταθερά τμήματα), ένα πιθανό FIS παρουσιάζεται στο σχήμα 3 (Cechin 1998).

Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης:

$$sigm(a_j) = 2*(1+\exp^{-aj})^{-1} - 1$$



Σχήμα 1.3: *Membership functions (Cechin 1998, p.59)*

Ένας περαιτέρω περιορισμός, που χρησιμοποιείται για να καθορίσει τις συναρτήσεις του σχήματος 1.3, είναι ότι μόνο δύο συναρτήσεις μπορούν, ταυτόχρονα, να έχουν αξία διαφορετική του μηδενός. Έτσι, για το σύστημα που
παρουσιάζεται στο σχήμα 1.3, οι συναρτήσεις εκφράζονται μέσω των παρακάτω εξισώσεων:

$$F_1(a_j)= -\mathrm{sigm}(a_j) + \mathrm{sigm}'(a_j)*a_j, \text{ if } a_j<0 \; ; \; F_1(a_j)=0, \text{ else} \quad (3)$$

$$F_2(a_j)= 2*\mathrm{sigm}'(a_j) \quad (4)$$

$$F_3(a_j)= \mathrm{sigm}(a_j) - \mathrm{sigm}'(a_j)*a_j, \text{ if } a_j>0 \; ; \; F_3(a_j)=0, \text{ else} \quad (5)$$

Τα γραμμικά τμήματα, στο επακόλουθο μέρος ενός FIS, υπολογίζονται με τη βοήθεια της συνάρτησης ενεργοποίησης και από την παράγωγο στο επιθυμητό σημείο:

$$p_i= f_A'(a_x) \text{ and } q_i= f_A(a_x) - p_i.a_x$$

όπου a_χ επιλέγεται να είναι το κέντρο διαστήματος της μη γραμμικής πραγματικής σειράς σε κάθε νεύρωνα.
Οι συναρτήσεις που συνδέονται σε κάθε γραμμικό τμήμα συσχετίζονται με τη συνάρτηση ενεργοποίησης:

$$F_i(a_j)= f_A(a_j)/(p_i*a_j+q_i)$$

που σημαίνει ότι, η αξία είναι ο βαθμός προσέγγισης μεταξύ των μη γραμμικών και γραμμικών συναρτήσεων (Cechin 1998).

Στην ακραία περίπτωση, μπορεί να υπάρξει ακόμη και ένας κανόνας στην περίπτωση της εκπαίδευσης. Συχνά, η βάση ενός κανόνα είχε μόνο έναν ή δύο κανόνες που οφείλονται στις σειρές στοιχείων. Στα δίκτυα με διάφορους μη γραμμικούς κόμβους, μια μοναδική γραμμική συνάρτηση στο δίκτυο

μπορεί να παραχθεί κάνοντας τη σύνθεση μεταξύ των νευρώνων (παράλληλα ή σε σειρά) από τον κανόνα sum-product. Μετά από αυτόν τον κανόνα, οι συναρτήσεις πολλαπλασιάζονται:

$$(G_r(a_j)=F_1(a_j)*F_2(a_j)*...*F_n(a_j))$$

και τα γραμμικά τμήματα αθροίζονται:

$$(y_r = (p_1+p_2+...+p_n).a_j + (q_1+q_2+...+q_n))$$

Σε μερικές περιπτώσεις, ο συντελεστής του σταθερού όρου της εξίσωσης χρειάζεται μια ρύθμιση για να μειώσει το λάθος του μοντέλου. Τέλος, εάν υπάρχουν περισσότεροι από ένας κανόνες στο σύστημα, οι εφαρμόσιμοι κανόνες πρέπει να σταθμιστούν με το βαθμό ταιριάσματος, χρησιμοποιώντας την σχέση:

$$y=(\Sigma_r G_r(X).y_r)/\Sigma_r G_r$$

όπου:

το y είναι η έξοδος του συστήματος, Gr είναι η συνάρτηση του κανόνα r, το X είναι το διάνυσμα εισαγωγής $(X=\{x_1,x_2,...x_k\})$ και το y_r είναι η έξοδος του κανόνα r.

1.1.4 Γενετικά ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες

1.1.4.1 Ασαφές σύστημα κανόνων που βασίζεται σε μονοδιάστατα χαρακτηριστικά

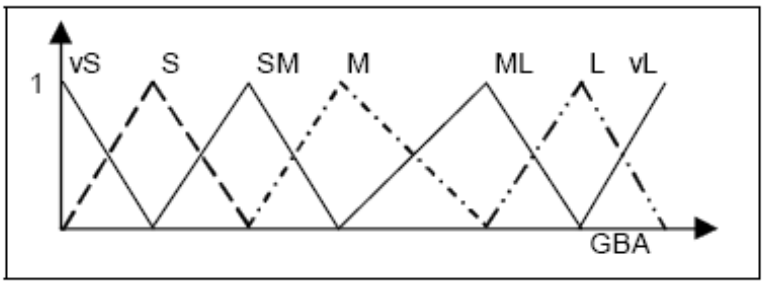
Αυτό το μοντέλο συνίσταται σε ένα ασαφές σύστημα, βασισμένο σε κανόνες, που βασίζεται στα μονοδιάστατα χαρακτηριστικά της αγοράς ή των ακινήτων. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν n κανόνες, οι οποίοι είναι της μορφής:

$$\mathbf{R_i: IF\ X\ is\ A_i\ THEN\ y_i= (model_i)}$$

όπου:

το X είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό του ακινήτου, το Ai είναι οι συναρτήσεις, το y_i είναι η μερική αξιολόγηση των ακινήτων και το μοντέλο i είναι οι εξισώσεις που εξάγονται από τη βάση δεδομένων ενός Γενετικού Αλγορίθμου (GA), με i= [1, n]. Το σύνολο των συναρτήσεων μπορεί να είναι όπως στο σχήμα 4, όπου ορίζονται ως: ''very small'' (vS), ''small'' (S), ''small-medium'' (SM), ''medium'' (M), ''medium-large'' (ML), ''large'' (L) και ''very large'' (vL).

Διαφορετικά σχήματα ή διαμορφώσεις των συναρτήσεων λαμβάνονται, θέτοντας διαφορετικά όρια στις μεταβλητές X. Οι συναρτήσεις Ai είναι τριγωνικής μορφής. Κάθε συνάρτηση ορίζεται από τα όρια για το X, τα οποία καθορίζονται απ'τον χρήστη.



Σχήμα 1.4: *Διανομή των, πιθανών, ασαφών συνόλων για τη μεταβλητή X*

Η μορφή των τριών συναρτήσεων είναι A(X)= 1-[|X-c|/(b-a)],
όπου:
το c είναι το ''κέντρο'' της συνάρτησης, το b είναι το μεγαλύτερο από τα εξεταζόμενα X και το a είναι το μικρότερο.
Οι τιμές που υπολογίζονται από την A βρίσκονται στο διάστημα [0,1]. Για ένα X έξω από το διάστημα [a,b]: A(X)=0. Για X=c, A(c)=1.
Η κατ' εκτίμηση αξία της SP για ένα ακίνητο j υπολογίζεται από τη παρακάτω σχέση:

$$SP^h_j=\Sigma_i(y^{\bar{h}}_{i,j}*\bar{A}_{i,j})$$

όπου,

$$\Sigma_i(A_{i,j})=1$$

Οι κανόνες Ri υπολογίζονται χρησιμοποιώντας έναν γενετικό αλγόριθμο, μια προσέγγιση από το Pittsburgh. Κάθε ένα στοιχείο στον GA είναι ένα πλήρες σύστημα με n κανόνες. Οι πληθυσμοί των πιθανών κανόνων παράγονται χρησιμοποιώντας το μοντέλο MRA ή μια άλλη εκτίμηση, ως αρχικές τιμές, και προσθέτοντας τις τυχαίες παραλλαγές (±50%) σε κάθε συντελεστή, παραδείγματος χάριν. Ο λόγος είναι ότι αυτή η αρχική λύση μπορεί να επιταχύνει την αναζήτηση. Τα ακίνητα έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά και τιμές. Ένας ανταγωνισμός, βασισμένος στο RMSE, μπορεί να παράγει μια προτίμηση σε μοντέλα που προσαρμόζονται σε μικρά ακίνητα τα οποία είναι λιγότερο υπολειμματικά όσον αφορά τα απόλυτα αριθμητικά στοιχεία. Από αυτήν την άποψη, η εξέλιξη των κανόνων παράγει ένα σύστημα που προσαρμόζεται μόνο σε μικρά (και μικρότερης αξίας) ακίνητα και όχι σε μεσαίες και μεγάλες κατοικίες. Για να αποφευχθεί αυτό το πρόβλημα, η συνάρτηση ικανότητας βασίζεται στο μέσο απόλυτο σφάλμα (MAPE) σύμφωνα με την εξίσωση 6.

$$F_i=1/(1+MAPE_i), \qquad \text{with} \quad MAPE_i=\Sigma_{i,j}\,(|Y_j-Y^h_{i,j}|\,/\,Y_j * 100\,) \qquad (6)$$

όπου:
το Fi είναι η ικανότητα του συστήματος i, MAPEi είναι το μέσο απόλυτο σφάλμα που υπολογίζεται για το σύστημα i με τα στοιχεία εκπαίδευσησης, το Y_j είναι SP_j.
$Y^h_{i,j}$= η κατ' εκτίμηση τιμή από το σύστημα i στην υπόθεση j.

1.1.4.2 Ασαφές σύστημα βασισμένο σε δυδιάστατα χαρακτηριστικά

Άλλη εναλλακτική λύση βασίζεται στις δυσδιάστατες μεταβλητές, όπως η τοποθεσία των ακινήτων. Η κύρια διαφορά, από το προηγούμενο σύστημα, είναι η διαδικασία που χρησιμοποιείται για να κατασκευαστεί το σύστημα, η οποία ακολουθεί μια προσέγγιση από το Michigan σε αυτήν την περίπτωση.

Στην περίπτωση της τοποθεσίας, κάθε κανόνας είναι εξειδικευμένος σε μια καθορισμένη περιοχή της πόλης. Το πρώτο βήμα είναι να καθοριστούν οι κανόνες, που χρησιμοποιούν τη συγκέντρωση στις συντεταγμένες των ακινήτων. Η χρησιμοποίηση αυτού του σχεδίου, καθόρισε 10 σύνολα (X,Y) συντεταγμένων τα οποία αντιστοιχούν σε 10 κανόνες. Η ρύθμιση του συστήματος είναι παρόμοια με το προηγούμενο, εκτός από τη ρύθμιση ενός ενιαίου κανόνα για τη χρησιμοποίηση μιας διαφορετικής συνάρτησης βασισμένης στην τοποθεσία. Η σχέση που χρησιμοποιείται είναι εκθετική (εξίσωση 7):

$$B_{i,j} = 1 / [1 + ((X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2)^{0.5}] \qquad (7)$$

όπου:
το Bi,j είναι η σχέση της υπόθεσης j και του κανόνα i, (Xi,Yi) αντιστοιχούν στον κανόνα i και (Xj,Yj) είναι οι συντεταγμένες κάθε ακινήτου j.
Αυτές οι συναρτήσεις καθορίζουν τις αξίες που λαμβάνονται από την περιστροφή της καμπύλης Bi,j κατά 360 ^{o}. Λόγω αυτής της μορφής, το άθροισμα των αξιών δεν είναι ομαλοποιημένο (διάφορο του 1).
Η συνάρτηση ικανότητας είναι επίσης διαφορετική. Χρησιμοποιεί τη σχέση που παρουσιάζεται στην εξίσωση 8:

$$F_i = 1/(1+mMAPE_i), \qquad \text{with} \quad mMAPE_i = \Sigma_{i,j} (|Y_j - Y^h_{i,j}| / Y_j * 100 / B_{i,j}) \qquad (8)$$

όπου:
το Fi είναι το μέτρο ρύθμισης του κανόνα i, mMAPEi είναι το τροποποιημένο μέσο απόλυτο σφάλμα και οι άλλες παράμετροι είναι ίσες με παραπάνω, εκτός από το ότι το Yi και το Yi,j ^{h} τα οποία αφορούν έναν ενιαίο κανόνα.

Αυτή η τροποποιημένη συνάρτηση ικανότητας, αυξάνει το μέτρο λάθους ανάλογα με την απόσταση από την υπόθεση j στον κανόνα i. Στη φάση της ρύθμισης, κάθε κανόνας ρυθμίζεται ξεχωριστά χρησιμοποιώντας γενετικούς αλγορίθμους (GA) ή κάποια άλλη διαδικασία.

1.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms- GA)

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος αυτού.

Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ).

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, ένας Γενετικός Αλγόριθμος επιχειρεί να αναπαράξει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης, με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης.

Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

1.2.1 Πώς Λειτουργεί

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.

Στην πράξη, ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων (ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία) οι οποίες συνιστούν τον ''πληθυσμό''. Κατόπιν, ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των ''γονιδιωμάτων''.

Οι πιο ικανές λύσεις, για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα, συνεχίζουν να εξελίσσονται και να ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου ''επιβιώσουν'' οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες λύσεις βρίσκονται. Μπορεί, όμως, ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγω του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό, υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.

1.2.2 Τρόπος Υλοποίησης του Αλγορίθμου

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές, για τις παραμέτρους του συστήματος, πρέπει να κωδικοποιούνται με τέτοιο τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν απο μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0 ή 1). Αυτη η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γονιδίωμα) που ύπαρχει στους ζωντανούς οργανισμούς.

Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής-γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαιες τιμές, δημιουργώντας ενα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκίμαζεται για το πόσο κόντα φέρνει την αντίδραση του σύστηματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται Συνάρτηση Ικανότητας (Σ.Ι).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λάμβανουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβανοντας αυτη τη διαδικασία, για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμο με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδιωμάτων-λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα, θα παράγουν ένα γονίδιο-λύση που θα περιέχει τις τιμες για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

1.2.3 Εκδοχές Αλγορίθμου

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές, της παραπάνω διαδικασίας για τους Γενετικούς Αλγορίθμους, απο τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων-λύσεων, ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς ύπαρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και του ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γενετικού Αλγορίθμου μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοσή του εξαρτάται, ως επί το πλείστον, από την Συνάρτηση Ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση.

1.2.4 Χαρακτηριστικά

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι δεν επιλύουν το πρόβλημα με αναλυτικό-μαθηματικό τρόπο αλλά με βιολογικό. Συνεπώς, έχουν μεγαλύτερη ενδογενή ευελιξία και ελευθερία να επιλέγουν μια επιθυμητή βέλτιστη λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Ουσιαστικά, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης (heuristics) που προσπαθούν να αναζητήσουν την λύση του προβλήματος που τους αναθέτουμε.

1.2.5 Παράδειγμα

Έστω ότι έχουμε μια διεργασία Ε, η οποία εξαρτάται από τις μεταβλητές x', x, x, x'. Η διεργασία Ε παράγει ένα προϊόν Α. Ποιες είναι οι τιμές των x', x, x, x' ώστε το κόστος του Α να είναι το μικρότερο δυνατό;

Για να λύσει αυτό το πρόβλημα ο Γενετικός Αλγόριθμος, δημιουργεί κάποιες αρχικές τυχαίες λύσεις του προβλήματος. Δηλαδή, δημιουργεί ένα πληθυσμό χρωμοσωμάτων όπου το κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε κάποιες τιμές των x. Για την εκτίμηση της καταλληλότητας του χρωμοσώματος αυτού, υπάρχει μια Συνάρτηση Καταλληλότητας (fitness function) η οποία και κρίνει το κατά πόσο είναι κατάλληλο το κάθε χρωμόσωμα. Κάθε χρωμόσωμα κρίνεται για την καταλληλότητά του και στη συνέχεια επιλέγονται τα καλύτερα. Αυτά «αναπαράγονται», χρησιμοποιώντας ορισμένους γενετικούς τελεστές, και παράγουν την επόμενη γενιά χρωμοσωμάτων. Μετά από πολλές γενιές, ο πληθυσμός θα έχει χρωμοσώματα τα οποία είναι αρκετά κατάλληλα για το πρόβλημα, οπότε μπορούμε να λάβουμε τα κατάλληλα x για την λύση του προβλήματος.

1.2.6 Εφαρμογές

Οι πιθανές εφαρμογές είναι πολλές:

- η καλύτερη δυνατή οργάνωση του ωραρίου ενός σχολείου.
- η μελέτη της βέλτιστης κατανομής ενός δικτύου από πλατφόρμες πετρελαίου.
- η δημιουργία υπολογιστών που θα βελτιώνουν τον τρόπο λειτουργίας τους ''μαθαίνοντας'' από την εμπειρία τους.
- η εξερεύνηση των δυναμικών βιολογικών διαδικασιών και της θεωρίας της εξέλιξης (παράδειγμα, ο Carl Sims, το 1994, έκανε Γενετικούς Αλγορίθμους που δημιούργησαν εικονικά ''πλάσματα'', κάποια απο τα οποία θυμίζουν πραγματικά).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks- ANN's)

"Pluralitas non est ponenda sine necessitate", William of Occam
(Είναι ματαιοδοξία να προσπαθείς να πετύχεις με τα πολλά, αυτό που μπορείς με τα λίγα) : Αρχή γνωστή ως Occam's razor, στο πνεύμα της οποίας στηρίζεται η μάθηση των νευρωνικών δικτύων

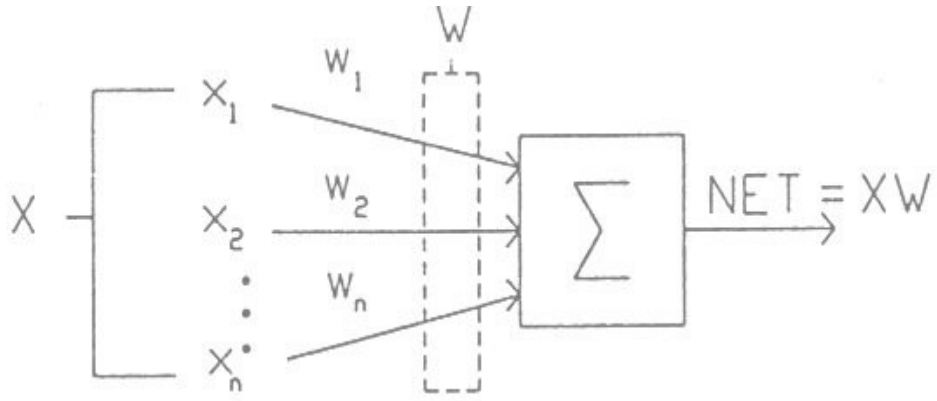
2.1 Τα πρώτα βήματα

Στα πρώτα χρόνια της ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων οι ερευνητές προσπάθησαν να αντιγράψουν τον τρόπο οργάνωσης του εγκεφάλου όταν σκέπτονταν τον τρόπο της ρύθμισης και τους αλγόριθμους που έπρεπε να τους διέπουν . Όμως οι γνώσεις πάνω στην λειτουργία του εγκεφάλου ήταν περιορισμένες , όπως και σήμερα , έτσι οι ερευνητές έπρεπε να ξεπεράσουν τις γνώσεις αυτές και να βρουν δομές που να εκτελούν χρήσιμες λειτουργίες . Οι υποθέσεις , τελικά, που κάνανε δεν επέτρεψαν την δημιουργία τέτοιων τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ). Όμως, ο συνεχιζόμενος παραλληλισμός με τον ανθρώπινο εγκέφαλο έκανε τους ερευνητές να προσπαθήσουν να οδηγήσουν τις λειτουργίες των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στην ανθρώπινη συνείδηση . Αυτό θα οδηγούσε , όμως, στο σταμάτημα της έρευνας στον τομέα των ΤΝΔ το 1960 (αν δεν αναχαιτίζονταν αυτός ο τρόπος σκέψης για την ανάπτυξη των ΤΝΔ) .

2.2 Το Τεχνητό Νευρώνιο (ΤΝ)

Το τεχνητό νευρώνιο σχεδιάστηκε ώστε να μιμείται τα χαρακτηριστικά των βιολογικών νευρώνων .Έτσι , ένα σύνολο από δεδομένα εισόδου (inputs) εφαρμόζεται , το καθένα αντιπροσωπεύει τα δεδομένα εξόδου (outputs) από άλλο νευρώνιο . Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται από το αντίστοιχο βάρος (weight) , ανάλογα με την συναπτική δύναμη και μετά όλα τα inputs πολλαπλασιαζόμενα με το βάρος αθροίζονται για να καθορίσουν το βαθμό ενεργοποίησης του νευρωνίου .Όλη αυτή η διαδικασία φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 2.1 . Παρά την ποικιλία που υπάρχει στα παραδείγματα των δικτύων , σχεδόν όλα στηρίζονται σε αυτό τον τρόπο δομής . Ένα σύνολο από inputs , που τα έχουμε ονομάσει $\chi 1,\chi 2,....,\chi n$, εφαρμόζεται στο τεχνητό νευρώνιο . Τα inputs αυτά , που συλλογικά μπορούμε να τα αντιστοιχήσουμε στις συντεταγμένες ενός διανύσματος Χ , παρομοιάζονται σαν τα σήματα που περνάνε διαμέσου των συνάψεων των βιολογικών νευρώνων . Κάθε σήμα πολλαπλασιάζετε από το συσχετιζόμενο βάρος w1,w2,...,wn πριν εφαρμοστεί στο αθροιστικό τμήμα , που συμβολίζεται με το ελληνικό γράμμα Σ . Το κάθε βάρος αντιστοιχεί στην «δύναμη» (strength) μιας συναπτικής σύνδεσης των βιολογικών νευρώνων . Το σύνολο των βαρών το αντιστοιχούμε στις

συντεταγμένες ενός διανύσματος W . Το αθροιστικό τμήμα , που στην περίπτωση του βιολογικού νευρωνίου είναι το σήμα του κυττάρου , προσθέτει όλα τα inputs που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα βάρη αλγεβρικά και παράγει μια τιμή εξόδου που καλούμε NET . Αυτή η διαδικασία με την μορφή ενός μαθηματικού τύπου μπορεί να γραφεί ως εξής : NET=X*Y (NET= x1*w1 + x2*w2 +…+ xn*wn).



Σχήμα 2.1: *Τεχνητό Νευρώνιο*

2.3 Πρόβλεψη με Νευρωνικά Δίκτυα

Στον τομέα της χρηματοοικονομικής πρόβλεψης έχουν παρατηρηθεί σύγχρονες εξελίξεις σχετικά με τα μοντέλα πρόβλεψης. Παραδοσιακά, δημοφιλείς τεχνικές πρόβλεψης περιλαμβάνουν ανάλυση μέσω παλινδρόμησης (regression analysis), ανάλυση χρονοσειρών, μέθοδοι εξομάλυνσης (smoothing methods) καθώς και μέθοδοι του κινούμενου μέσου. Ωστόσο, όλες έχουν το ίδιο μειονέκτημα καθώς απαιτούν υποθέσεις σχετικά με τη μορφή της κατανομής του δείγματος. Τα μοντέλα παλινδρόμησης, παραδείγματος χάριν υποθέτουν ότι το υποκείμενο δείγμα ακολουθεί την κανονική κατανομή. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα ανήκουν στην ίδια οικογένεια στατιστικών τεχνικών με τα ευέλικτα μη γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης, τα διακριτά μοντέλα (discriminant models), τα μοντέλα απαλοιφής δεδομένων (data reduction models) και τα μη γραμμικά δυναμικά συστήματα. Αποτελούν εκπαιδεύσιμα αναλυτικά εργαλεία που επιχειρούν να μιμηθούν τα πρότυπα επεξεργασίας πληροφοριών του εγκεφάλου. Καθώς δεν απαιτούν απαραίτητα υποθέσεις για την κατανομή του δείγματος, οικονομολόγοι και μαθηματικοί χρησιμοποιούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα για την ανάλυση δεδομένων ολοένα και περισσότερο. Όχι μόνο δεν απαιτούν υποθέσεις για την κατανομή του υποκείμενου δείγματος, αλλά επιπλέον συνιστούν ισχυρά εργαλεία πρόβλεψης συγκεντρώνοντας τις πλέον πρόσφατες εξελίξεις στην έρευνα τεχνητής νοημοσύνης. Σύγχρονες ερευνητικές δραστηριότητες σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ)

κατέδειξαν ότι τα ΤΝΔ έχουν ισχυρές ιδιότητες ταξινόμησης αναγνώρισης προτύπων. Εμπνευσμένα από τα βιολογικά συστήματα, ιδιαίτερα από την έρευνα του ανθρωπίνου εγκεφάλου, τα ΤΝΔ είναι σε θέση να μαθαίνουν και να γενικεύουν από την εμπειρία. Επί του παρόντος τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών σε διάφορους τομείς όπως οι επιχειρήσεις, η βιομηχανία και η επιστήμη. Από τις κυριότερες περιοχές εφαρμογών των ΤΝΔ αποτελεί ο τομέας της πρόβλεψης, καθώς προσφέρουν ένα ισχυρό εναλλακτικό εργαλείο για τους μελετητές και τους επαγγελματίες των προβλέψεων. Αρκετά μοναδικά χαρακτηριστικά των ΤΝΔ τα καθιστούν πολύτιμα και ελκυστικά για προγνωστικές εργασίες. Πιο συγκεκριμένα τα ΤΝΔ έχουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Πρώτον, αντίθετα από τις παραδοσιακές μεθόδους, τα ΤΝΔ συνιστούν αυτοπροσαρμόσιμες αντλούμενες από τα δεδομένα μεθόδους κατά το ότι υπάρχουν ελάχιστες εκ των προτέρων υποθέσεις σχετικά με τα υπό μελέτη μοντέλα. Μαθαίνουν από τα παραδείγματα και συλλαμβάνουν περίπλοκες λειτουργικές σχέσεις μεταξύ των δεδομένων, ακόμη και εάν οι υποκείμενες σχέσεις είναι άγνωστες ή δύσκολες στην περιγραφή. Συνεπώς τα ΤΝΔ είναι κατάλληλα για προβλήματα των οποίων οι λύσεις απαιτούν γνώσεις δύσκολα καθορισμένες για τις οποίες τα δεδομένα ή οι παρατηρήσεις είναι ανεπαρκή. Υπό αυτή την έννοια συγκαταλέγονται στις πλέον μη γραμμικές, μη παραμετρικές με πολλαπλές μεταβλητές στατιστικές μεθόδους. Η προσέγγιση μοντελοποίησης που παρέχουν με την ικανότητα μάθησης από την εμπειρία αποδεικνύεται ιδιαίτερα χρήσιμη για πολλά πρακτικά προβλήματα, καθώς συχνά είναι ευκολότερο να έχουμε δεδομένα αντί να έχουμε καλές θεωρητικές υποθέσεις για τους υποκείμενους νόμους στους οποίους το σύστημα υπακούει και από τους οποίους δημιουργούνται τα δεδομένα. Το πρόβλημα με την προσέγγιση μοντελοποίησης οδηγούμενη από τα δεδομένα είναι ότι οι υποκείμενοι κανόνες δεν είναι πάντα ευδιάκριτοι και οι παρατηρήσεις είναι συχνά λανθάνουσες από θόρυβο. Παρόλα αυτά παρέχουν έναν πρακτικό και σε ορισμένες περιπτώσεις το μόνο εφικτό τρόπο επίλυσης πραγματικών προβλημάτων.

- Δεύτερον, τα ΤΝΔ έχουν τη δυνατότητα γενίκευσης. Έπειτα από τη διαδικασία μάθησης των δεδομένων, τα ΤΝΔ έχουν συχνά τη δυνατότητα εξαγωγής τεκμηριωμένων συμπερασμάτων των μη ορατών μερών του δείγματος ακόμη και εάν το δείγμα περιέχει πληροφορίες με θόρυβο. Καθώς η πρόβλεψη πραγματοποιείται, μέσω προγνωστικών της μελλοντικής συμπεριφοράς (το μη ορατό μέρος) από παραδείγματα παρελθοντικής συμπεριφοράς, αποτελεί ιδανικό τομέα εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων.

- Τρίτον, τα ΤΝΔ είναι προσεγγιστές γενικών συναρτήσεων. Έχει παρατηρηθεί ότι ένα δίκτυο είναι δυνατόν να προσεγγίσει κάθε συνεχή συνάρτηση με οποιαδήποτε επιθυμητή ακρίβεια. Τα ΤΝΔ μπορούν να χειρισθούν πιο γενικές και ευέλικτες μορφές συναρτήσεων από τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους. Κάθε μοντέλο πρόβλεψης υποθέτει ότι υπάρχει μια υποκείμενη (γνωστή ή άγνωστη) σχέση μεταξύ των εισόδων (οι παρελθοντικές τιμές των χρονοσειρών και/ ή των υπόλοιπων μεταβλητών) και των εξόδων (οι μελλοντικές τιμές). Συχνά, τα παραδοσιακά στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης έχουν περιορισμούς στην εκτίμηση της υποκείμενης συνάρτησης εξαιτίας της πολυπλοκότητας των πραγματικών συστημάτων. Τα ΤΝΔ αποτελούν την καλύτερη εναλλακτική μέθοδο όσον αφορά την αναγνώριση τέτοιων συναρτήσεων.

- Τέλος, τα ΤΝΔ είναι μη γραμμικά. Η πρόβλεψη αποτελούσε ανέκαθεν περιοχή εφαρμογής της γραμμικής στατιστικής. Οι παραδοσιακές προσεγγίσεις στην πρόγνωση χρονοσειρών, όπως οι μέθοδοι Box-Jenkins και ARIMA, προϋποθέτουν ότι οι υπό μελέτη χρονοσειρές προέρχονταν από γραμμικές διαδικασίες. Τα γραμμικά μοντέλα έχουν το πλεονέκτημα της κατανόησης και ανάλυσής τους με κάθε λεπτομέρεια καθώς και τη δυνατότητα εύκολης εξήγησης και υλοποίησης. Ωστόσο, μπορεί να αποδειχθούν εντελώς ακατάλληλα εάν ο υποκείμενος μηχανισμός είναι μη γραμμικός. Είναι παράλογη η υπόθεση a priori (εκ των προτέρων) ότι οι συγκεκριμένες χρονοσειρές παράγονται από γραμμικές διαδικασίες. Στην πραγματικότητα, τα σύγχρονα συστήματα και ιδιαίτερα τα μακροοικονομικά είναι τις περισσότερες φορές μη γραμμικά. Ωστόσο αυτά τα μη γραμμικά μοντέλα αντιμετωπίζουν κάποιους περιορισμούς υπό την έννοια ότι είναι αναγκαίο να υποτεθεί μια ρητή σχέση για τα υπό μελέτη δεδομένα, όταν ελάχιστη γνώση του υποκείμενου νόμου είναι διαθέσιμη. Στην πραγματικότητα, η διαμόρφωση ενός μη γραμμικού μοντέλου για ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων αποτελεί ένα πολύ δύσκολο εγχείρημα, εφόσον υπάρχουν πολλά πιθανά μη γραμμικά πρότυπα και ένα προκαθορισμένο μη γραμμικό μοντέλο μπορεί να αποδειχθεί όχι αρκετά γενικό για την σύλληψη όλων των σημαντικών χαρακτηριστικών. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, που αποτελούν μη γραμμικές οδηγούμενες από τα δεδομένα προσεγγίσεις σε αντίθεση με τα παραπάνω μη γραμμικά μοντέλα, είναι ικανά για την εκτέλεση μη γραμμικής μοντελοποίησης χωρίς να απαιτούν a priori γνώση σχετικά με τη σχέση των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Συνεπώς συνιστούν ένα πιο γενικό και ευέλικτο εργαλείο μοντελοποίησης για την πρόβλεψη.

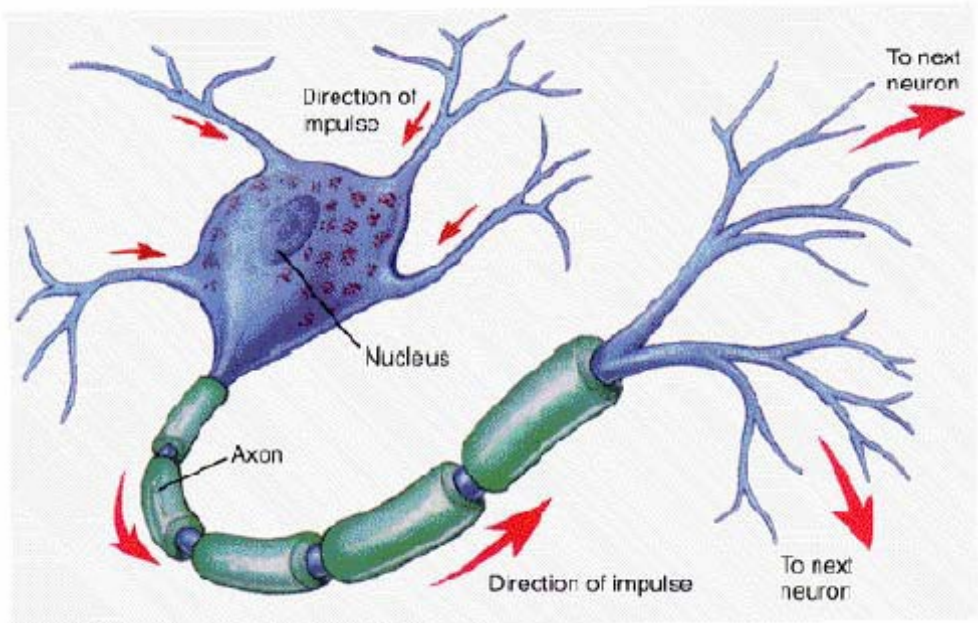
Η ιδέα της χρήσης ΤΝΔ στην πρόβλεψη δεν είναι καινούρια. Η πρώτη εφαρμογή χρονολογείται το 1964 όταν ο Hu χρησιμοποίησε το Widrow προσαρμόσιμο γραμμικό δίκτυο για την πρόβλεψη του καιρού. Λόγω της

τότε απουσίας αλγόριθμου εκπαίδευσης για τα γενικά δίκτυα πολλαπλών επιπέδων, η έρευνα ήταν ιδιαιτέρως περιορισμένη. Μόλις το 1986 όταν ο αλγόριθμος backpropagation πρωτοεμφανίστηκε, παρουσιάστηκε αξιοσημείωτη ανάπτυξη στη χρήση ΤΝΔ για πρόβλεψη. Ο Werbos (1974), (1988) μορφοποιεί για πρώτη φορά τη μέθοδο backpropagation και διαπιστώνει ότι τα ΤΝΔ που εκπαιδεύονται με αυτή τη μέθοδο υπερτερούν των παραδοσιακών στατιστικών μεθόδων όπως η παλινδρόμηση και η Box-Jenkins. Οι Lapedes και Farber (1987) διεξάγουν μια μελέτη προσομοίωσης και καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι τα ANNs μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μοντελοποίηση και πρόβλεψη χρονοσειρών. Το σύνολο των ερευνητικών μελετών σχετικά με τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολυπληθές και δυναμικά αυξανόμενο.

2.4 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

Οι γνωστικοί επιστήμονες, στην προσπάθειά τους να κατανοήσουν το πλέον πολύπλοκο υπολογιστικό σύστημα που η ανθρωπότητα μέχρι σήμερα γνωρίζει, τον ανθρώπινο εγκέφαλο, τις ιδιότητες και τις λειτουργίες του, προσδιόρισαν ορισμένα θεμελιώδη χαρακτηριστικά με εξέχουσα σημασία για την επιτυχή λειτουργία του εγκεφάλου. Τα εν λόγω χαρακτηριστικά αποτέλεσαν έπειτα τη βάση για την κατασκευή τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Συνεπώς, για την καλύτερη κατανόηση αυτών των δικτύων, θα είναι χρήσιμο να εξετάσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά του ανθρωπίνου εγκεφάλου.

Ο εγκέφαλος αποτελείται από δισεκατομμύρια απλές μονάδες που καλούνται νεύρωνες και αποτελούν στο σύνολό τους ένα ευρύ δίκτυο. Η βιολογική έρευνα υποδηλώνει ότι οι νεύρωνες εκτελούν τη σχετικά απλή εργασία της επιλεκτικής μετάδοσης ηλεκτρικών σημάτων σε γειτονικούς νευρώνες. Όταν ένας νεύρωνας λάβει σήματα από τους γειτονικούς, η αντίδρασή του θα ποικίλει ανάλογα με την ένταση των σημάτων και τη δική του ευαισθησία σχετικά με τους νεύρωνες που έστειλαν τα σήματα. Ορισμένοι νεύρωνες δε θα αντιδράσουν καθόλου σε συγκεκριμένα σήματα. Όταν ένας νεύρωνας αντιδράσει (ή ενεργοποιηθεί) θα στείλει με τη σειρά του σήματα σε άλλους νεύρωνες. Η ένταση των σημάτων που εκπέμφθεισαν θα είναι ανάλογη της έντασης των σημάτων που ελήφθησαν. Καθώς τα σήματα μεταδίδονται μεταξύ των νευρώνων, τελικά ένα "νέφος" από νεύρωνες ενεργοποιείται ταυτόχρονα, δημιουργώντας έτσι τις σκέψεις και τα συναισθήματα.



Σχήμα 2.2: *Πρότυπο βιολογικού νευρώνα*

Η δύναμη του εγκεφάλου προέρχεται από αυτές τις πολύπλοκες δικτυακές συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων και από τον τρόπο με τον οποίο η δραστηριότητα εκατομμυρίων νευρώνων συγχρονίζεται και συνδυάζεται σε κλάσματα δευτερολέπτου.

2.5 Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία αρχικά αναπτύχθηκαν για τη μίμηση βασικών βιολογικών νευρικών συστημάτων – πιο συγκεκριμένα του ανθρωπίνου εγκεφάλου, αποτελούνται από αλληλοσυνδεόμενα απλά λειτουργικά στοιχεία που καλούνται νευρώνες ή κόμβοι. Κάθε κόμβος λαμβάνει ένα σήμα εισόδου, που αποτελεί τη συνολική «πληροφορία» από τους άλλους κόμβους ή το εξωτερικό ερέθισμα, το οποίο επεξεργάζεται τοπικά μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης ή μεταφοράς και παράγει ένα μετασχηματισμένο σήμα εξόδου προς τους άλλους κόμβους ή τις εξωτερικές εξόδους. Μολονότι κάθε μεμονωμένος νευρώνας εκτελεί τη λειτουργία του αρκετά αργά και ατελώς, συλλογικά ένα δίκτυο μπορεί να πραγματοποιήσει ικανοποιητικά πλήθος εργασιών. Αυτό το χαρακτηριστικό επεξεργασίας πληροφοριών καθιστά τα ΤΝΔ ισχυρούς υπολογιστικούς μηχανισμούς οι οποίοι είναι σε θέση να μάθουν από παραδείγματα και έπειτα να γενικεύσουν σε παραδείγματα που δεν έχουν ξανασυναντήσει. Οι νευρώνες ατομικά αποτελούν απλές δομές και η χρησιμότητα τους έγκειται στην ικανότητα τους να συνδέονται μεταξύ τους ως μέρος ενός μεγαλύτερου δικτύου. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από το σύνολο δεδομένων xi, τα βάρη wi, το κατώφλι u, τη συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης f και το δεδομένο εξόδου y, όπου i είναι ο βαθμός (ο αριθμός των εισόδων) του νευρώνα. Τα βάρη αντιπροσωπεύουν την ενίσχυση ή την από-ενίσχυση της διαδικασίας. Τυπικώς, οι τιμές των δεδομένων εισόδου, xi, είναι εξωτερικές και

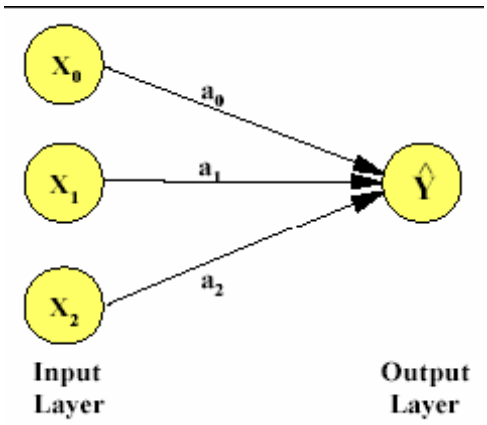
προκαλούνται από το περιβάλλον. Εναλλακτικά είναι δυνατό να δημιουργούνται από τα δεδομένα εξόδου των άλλων τεχνητών νευρώνων. Μπορεί να είναι διακριτές τιμές ενός συνόλου, όπως το [0,1] ή πραγματικοί αριθμοί. Τα βάρη, wi, είναι πραγματικοί αριθμοί που καθορίζουν τη συνεισφορά κάθε δεδομένου εισόδου στο συνολικό άθροισμα βαρών του νευρώνα και τελικά στο δεδομένο εξόδου του. Ο στόχος των αλγορίθμων εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων είναι ο προσδιορισμός του καλύτερου δυνατού συνόλου βαρών για το κάθε πρόβλημα. Η εύρεση του βέλτιστου συνόλου είναι τις περισσότερες φορές συνδυασμός υπολογιστικού χρόνου και ελαχιστοποίησης του σφάλματος του δικτύου.

Το κατώφλι, u, είναι ένα πραγματικός αριθμός που αφαιρείται από το συνολικό άθροισμα των βαρών των δεδομένων εισόδου. Ορισμένες φορές το κατώφλι αναφέρεται ως τιμή κλήσης. Σ' αυτή την περίπτωση, ο πραγματικός αριθμός προστίθεται στο άθροισμα των βαρών. Χάριν απλότητας, το κατώφλι μπορεί να θεωρηθεί ως ένα επιπλέον ζεύγος δεδομένων εισόδου/ βάρους, όπου wo= u και xo= -1. Η συνάρτηση ενεργοποίησης, f, μπορεί να είναι ιδιαίτερα απλή, παραδείγματος χάριν μπορεί να είναι η βηματική (unit step) συνάρτηση. Ωστόσο, το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα έχει επεκταθεί ώστε να περιλαμβάνει και άλλες συναρτήσεις όπως τη σιγμοειδή, την τμηματικά γραμμική (piecewise linear), και τη συνάρτηση Gauss. Τα δεδομένα εξόδου του τεχνητού νευρώνα, y, υπολογίζουν τα αποτελέσματα σύμφωνα με τις εξισώσεις των παραπάνω συναρτήσεων. Αυτή είναι η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης για το τρέχων άθροισμα βαρών, μείον το κατώφλι. Αυτή η τιμή μπορεί να είναι διακριτή ή πραγματική, ανάλογα με τη συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε Μόλις υπολογιστεί η έξοδος μεταβιβάζεται σε έναν άλλο νευρώνα (ή σύνολο νευρώνων) ή χρησιμοποιείται ως παράδειγμα στο εξωτερικό περιβάλλον. Η ερμηνεία της εξόδου του νευρώνα εξαρτάται από το εξεταζόμενο πρόβλημα.

Πολλά διαφορετικά μοντέλα ΤΝΔ έχουν προταθεί από το 1980. Ίσως τα πλέον σημαντικά μοντέλα είναι τα perceptrons πολλαπλών επιπέδων MLP, τα δίκτυα Hopfield και τα δίκτυα αυτοοργάνωσης Kohonen. Ο Hopfield (1982) προτείνει ένα περιοδικό νευρωνικό δίκτυο το οποίο δουλεύει με συνδετική μνήμη. Τα δίκτυα Hopfield δεν έχουν επίπεδα και μεταξύ των κόμβων παρουσιάζεται πλήρης αλληλοσύνδεση. Οι έξοδοι του δικτύου δεν αποτελούν απαραίτητα της συναρτήσεις των εισόδων, αλλά συνήθως σταθερές καταστάσεις μιας επαναληπτικής διαδικασίας. Οι χάρτες χαρακτηριστικών του Kohonen παρακινούνται από την αυτο-οργανωτική συμπεριφορά του ανθρώπινου εγκεφάλου.

2.5.1 Η απλούστερη μορφή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Όπως ο εγκέφαλος, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ουσιαστικά ένα σύνολο από αλληλοσυνδεόμενους νευρώνες, ομαδοποιημένους σε επίπεδα (layers), που
ανταλλάσσουν πληροφορίες. Η απλούστερη μορφή δικτύου έχει μόνο δύο επίπεδα: το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου. Το δίκτυο λειτουργεί ως σύστημα εισόδου-εξόδου, χρησιμοποιώντας τις τιμές των νευρώνων εισόδου για τον υπολογισμό μιας τιμής για το νευρώνα εξόδου. Το σχήμα 2.3 απεικονίζει την τυπική γραφική αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου. Κάθε νευρώνας απεικονίζεται με έναν κύκλο, ενώ οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων περιγράφονται με τόξα. Η έξοδος Y και οι είσοδοι Xo, X1 και X2 είναι n x 1 διανύσματα, όπου n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων. Στο παρών παράδειγμα η πληροφορία κατευθύνεται αποκλειστικά από τις εισόδους προς τις εξόδους και εξαιτίας αυτού του γεγονότος προέρχεται ο όρος δίκτυο feedforward.



Σχήμα 2.3: *Το βασικό feedforward νευρωνικό δίκτυο*

Κάθε σύνδεση μεταξύ εισόδου- εξόδου χαρακτηρίζεται από τα *βάρη* a_i που εκφράζουν τη σχετική σημασία μιας συγκεκριμένης εισόδου στον υπολογισμό της εξόδου. Για τον υπολογισμό της τιμής εξόδου για την παρατήρηση *t*, ο νευρώνας εξόδου συλλέγει τις τιμές από κάθε νευρώνα εισόδου για την παρατήρηση *t* και έπειτα πολλαπλασιάζει κάθε μία από αυτές με το βάρος που αντιστοιχεί στη σχετική σύνδεση. Αυτά τα γινόμενα έπειτα αθροίζονται δίνοντας την ακόλουθη τιμή:

$$a_0X_{0t} + a_1X_{1t} + a_2X_{2t} \qquad (1)$$

Στη συνέχεια ο νευρώνας εξόδου επεξεργάζεται αυτή την τιμή χρησιμοποιώντας μια *συνάρτηση ενεργοποίησης, f(x)*. Στην απλούστερη μορφή feedforward νευρωνικού δικτύου, η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η

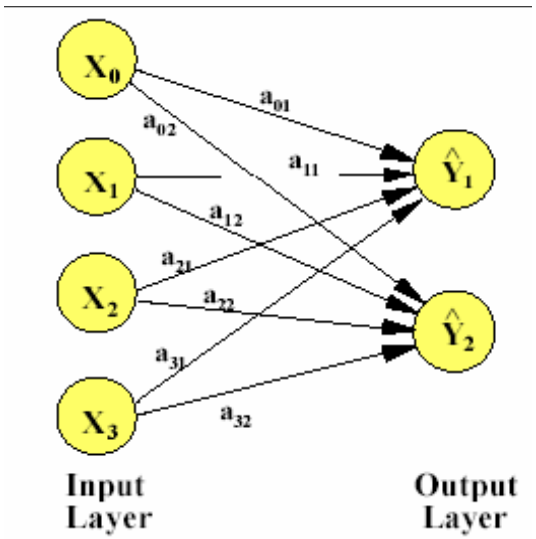
ταυτότητα, δηλαδή η $f(x) = x$. Στην περίπτωση αυτή η τιμή της σχέσης (1) αποτελεί την τελική έξοδο του δικτύου για την παρατήρηση t:

$$Y_t = a_0X_{0t} + a_1X_{1t} + a_2X_{2t} \qquad (2)$$

Συνήθως, μία από τις εισόδους, που ονομάζεται *σταθερό βάρος* (bias), ισούται με 1 για όλες τις παρατηρήσεις. Υποθέτοντας ότι το Χο είναι το σταθερό βάρος, η έξοδος του δικτύου δίδεται από τη σχέση:

$$Y_t = a_0 + a_1X_{1t} + a_2X_{2t} \qquad (3)$$

Εν γένει, οι ερευνητές τροφοδοτούν το δίκτυο με την *επιθυμητή τιμή εξόδου* (target output value) την οποία το δίκτυο πρέπει να προσπαθήσει να αναπαράγει μέσω των υπολογισμών του, δεδομένων των τιμών εισόδου. Ακολούθως υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης για κάθε παρατήρηση ως η διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής τιμής. Χρησιμοποιώντας ποικίλους επαναληπτικούς αλγορίθμους τα βάρη του δικτύου τροποποιούνται ωσότου το σφάλμα πρόβλεψης για όλο το δείγμα να ελαχιστοποιηθεί, όπως εκτιμάται από το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων ή του μέσου απόλυτου σφάλματος. Καθώς τα βάρη μεταβάλλονται σε κάθε επανάληψη, το δίκτυο *μαθαίνει*. Από τα παραπάνω, είναι φανερό ότι το feedforward νευρωνικό δίκτυο δύο επιπέδων είναι ταυτόσημο με το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Οι νευρώνες εισόδου ισοδυναμούν με τις ανεξάρτητες μεταβλητές, ενώ ο νευρώνας εξόδου είναι η εξαρτημένη μεταβλητή. Τα διάφορα βάρη του δικτύου αντιστοιχούν στους εκτιμημένους συντελεστές του μοντέλου παλινδρόμησης και το σταθερό βάρος είναι απλώς ο συντελεστής ανάσχεσης (intercept). Αξιοσημείωτο είναι ότι στις εξισώσεις (2) και (3) ο όρος σφάλματος e_t παραλείπεται καθώς εκφράζεται μόνο η μαθηματική έκφραση της υπολογισμένης τιμής εξόδου. Ορισμένα μοντέλα έχουν περισσότερες από μία εξόδους εάν ο ερευνητής ενδιαφέρεται για περισσότερες από μία εξαρτημένες μεταβλητές (Σχήμα 2.4).



Σχήμα 2.4: *Απλό feedforward νευρωνικό δίκτυο με δύο εξόδους*

Στο σχήμα 2.4 τα a_{ij} εκφράζουν τα βάρη που συνδέουν την είσοδο i με την έξοδο j. Υποθέτοντας και πάλι ότι το Χο είναι ο όρος σταθερού βάρους, οι έξοδοι του δικτύου δίδονται:

$$Y_1 = a_{01} + a_{11}X_1 + a_{21}X_2 + a_{31}X_3$$

$$Y_2 = a_{02} + a_{12}X_1 + a_{22}X_2 + a_{32}X_3 \qquad (4)$$

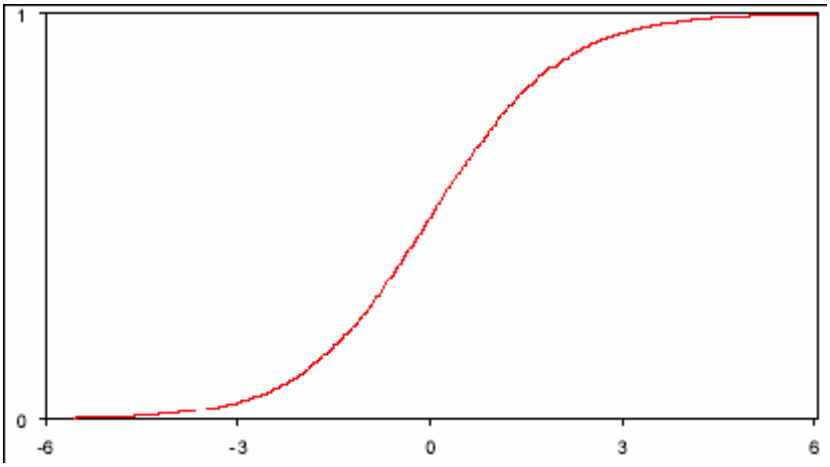
Παίρνουμε ένα σύστημα γραμμικών εξισώσεων παρόμοιο με το σύστημα φαινομενικά ασυσχέτιστων εξισώσεων παλινδρόμησης (seemingly unrelated regression equations) (*à la* Zellner). Όταν υπάρχουν δεδομένα χρονοσειρών, μπορούμε να κατασκευάσουμε νευρωνικά δίκτυα ισοδύναμα με τα μοντέλα διανύσματος αυτοπαλινδρόμησης (vector autoregressive models) προσθέτοντας απλά στο σύνολο των εισόδων, τιμές χρονικών στιγμών πίσω (lagged values) των εξαρτημένων και των ανεξάρτητων μεταβλητών. Εισάγοντας μια σύνδεση μεταξύ των Y1 και Y2 αποκτάμε νευρωνικά δίκτυα που αντιστοιχούν στα συστήματα ταυτόχρονων εξισώσεων (systems of simultaneous equations).

2.5.2 Νευρωνικά Δίκτυα με μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης

Στα παραπάνω παραδείγματα έγινε ή υπόθεση ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης στους νευρώνες εξόδου είναι η ταυτότητα. Για να διερευνήσουμε πραγματικά τις δυνατότητες των νευρωνικών δικτύων πρέπει να χρησιμοποιήσουμε μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Σχεδόν όλα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης σε κάποιο σημείο του δικτύου. Έτσι το δίκτυο μπορεί το αναπαράγει μη γραμμικά υποδείγματα σε πολύπλοκα σύνολα δεδομένων. Στην ιδανική περίπτωση, η συνάρτηση ενεργοποίησης πρέπει να είναι συνεχής, διαφορήσιμη και μονότονη, καθώς έτσι θα διευκολύνει το έργο του αλγόριθμου βελτιστοποίησης στην εύρεση των κατάλληλων βαρών. Η συνηθέστερη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής συνάρτηση (logistic):

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (5)$$

Η συνάρτηση logistic κυμαίνεται μεταξύ 0 και 1, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.5.



Σχήμα 2.5: *Η συνάρτηση logistic*

Χρησιμοποιώντας μία πεπερασμένη συνάρτηση, οι ερευνητές προσπάθησαν να αναπαράγουν την κατάσταση ενεργοποίησης του πραγματικού νευρώνα. Όταν η συνάρτηση είναι κοντά στο 1, τα σήματα που λαμβάνονται από το νευρώνα οδηγούν σε υψηλό επίπεδο ενεργοποίησης. Όταν η συνάρτηση είναι κοντά στο 0, ο νευρώνας μόλις που αντιδρά στο σήμα που λαμβάνει. Εάν κάνουμε πρόβλεψη για μια μεταβλητή που μπορεί να παίρνει αρνητικές τιμές είναι προτιμότερο να χρησιμοποιούμε την συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης:

$$f(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})} \qquad (6)$$

Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης έχει την ίδια μορφή με τη συνάρτηση logistics, αλλά κυμαίνεται μεταξύ –1 και 1. Επιστρέφοντας στο απλό feedforward δίκτυο του σχήματος 2.3, η συνάρτηση ενεργοποίησης logistic στον νευρώνα εξόδου θα είχε ως αποτέλεσμα την ακόλουθη έξοδο για την παρατήρηση *t*:

$$Y_t = f(a_0 + a_1X_{1t} + a_2X_{2t}) = \frac{1}{1 + e^{-(a_0 + a_1X_{1t} + a_2X_{2t})}} \qquad (7)$$

Το δίκτυο που προκύπτει είναι όμοιο με το δυαδικό λογιστικό μοντέλο πιθανότητας (binary logit probability model). Εάν η συνάρτηση ενεργοποίησης ήταν η συνάρτηση κανονικής αθροιστικής κατανομής, θα παίρναμε ένα δυαδικό μοντέλο πιθανότητας (binary probit model). Η χρήση άλλων πεπερασμένων συναρτήσεων θα οδηγούσε σε πολλά άλλα είδη δικτύων ικανά να διαχειριστούν μη γραμμικά προβλήματα όπου η εξαρτημένη μεταβλητή είναι πεπερασμένη.

Κατά τη διαχείριση εξαρτημένων μεταβλητών που δεν είναι πεπερασμένες, είναι δυνατή η επιλογή μιας μη πεπερασμένης μη γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης, όπως η:

$$f(x) = x^3$$

Ωστόσο, οι ερευνητές προτιμούν να διατηρούν πεπερασμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης και να επιτρέπουν μη πεπερασμένες εξαρτημένες μεταβλητές προσθέτοντας *κρυμμένα επίπεδα* στη δομή του δικτύου.

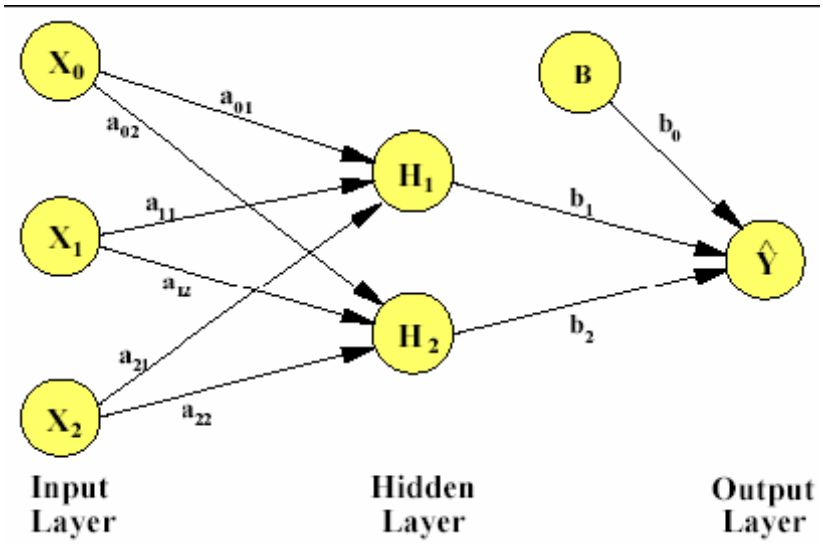
2.5.3 Νευρωνικά Δίκτυα με κρυμμένα επίπεδα

Τα δίκτυα που περιγράφηκαν μέχρι στιγμής είχαν μια πολύ απλή δομή δύο επιπέδων που συνέδεαν τις εισόδους με τις εξόδους. Στις πραγματικές εφαρμογές, η αρχιτεκτονική του δικτύου είναι πιο πολύπλοκη. Οι ερευνητές σχεδόν πάντα σχεδιάζουν δομές που περιλαμβάνουν ένα ή περισσότερα *κρυμμένα επίπεδα*, όπως στο σχήμα 2.6. Σ' αυτό το σχήμα τα a_{ij} δηλώνουν τα βάρη που συνδέουν την είσοδο *i* με την κρυμμένη μονάδα *j*. Υποθέτουμε ότι Χο είναι ο όρος σταθερού βάρους (δηλαδή ο συντελεστής ανάσχεσης) για τις κρυμμένες μονάδες, ενώ το Β είναι ο όρος σταθερού βάρους για τη μονάδα εξόδου. Εν αντιθέσει με τις μονάδες εισόδου και εξόδου, οι κρυμμένες μονάδες δεν αναπαραστούν κάποια πραγματική έννοια. Δεν έχουν ούτε ερμηνεία ούτε νόημα. Είναι απλά το ενδιάμεσο αποτέλεσμα στη διαδικασία υπολογισμού της τιμής εξόδου. Συνεπώς δεν έχουν αντίστοιχη έννοια στην οικονομετρία. Οι κρυμμένες μονάδες συμπεριφέρονται όπως οι μονάδες εξόδου, δηλαδή υπολογίζουν το σταθμικό άθροισμα των μεταβλητών εισόδου και έπειτα επεξεργάζονται το αποτέλεσμα χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης, που είναι σχεδόν πάντα η συνάρτηση logistic. Στο δίκτυο που

απεικονίζεται στο σχήμα 6, το αποτέλεσμα που παράγουν οι κρυμμένες μονάδες θα είναι:

$$H_1 = f(a_{01} + a_{11}X_1 + a_{21}X_2) = \frac{1}{1 + e^{-(a_{01} + a_{11}X_1 + a_{21}X_2)}} \tag{8}$$

$$H_2 = f(a_{02} + a_{21}X_1 + a_{22}X_2) = \frac{1}{1 + e^{-(a_{02} + a_{21}X_1 + a_{11}X_1)}} \tag{9}$$



Σχήμα 2.6: *Το feedforward νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο*

Τοποθετώντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης logistic στις κρυμμένες μονάδες και όχι στη μονάδα εξόδου, το δίκτυο δεν περιορίζεται πλέον στην παραγωγή εκτιμήσεων πεπερασμένων μεταβλητών. Εάν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι μη πεπερασμένη, η μονάδα εξόδου συνήθως θα χρησιμοποιήσει ως συνάρτηση ενεργοποίησης την ταυτότητα, δηλαδή η έξοδος θα ισούται με το σταθμικό άθροισμα των τιμών των κρυμμένων μονάδων, σταθμισμένο από τους συντελεστές b_j. Αυτό συνεπάγεται συνεχή, μη γραμμική, μη πεπερασμένη έξοδο όπως εκφράζεται στην εξίσωση (10):

$$Y = b_0 + b_1H_1 + b_2H_2$$

$$Y = b_0 + \frac{b_1}{1 + e^{-(a_{01} + a_{11}X_1 + a_{21}X_2)}} + \frac{b_2}{1 + e^{-(a_{02} + a_{12}X_1 + a_{22}X_2)}} \tag{10}$$

Εάν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι πεπερασμένη, η έξοδος χρησιμοποιεί συνήθως τη συνάρτηση ενεργοποίησης logistic, παράγοντας έτσι μια πεπερασμένη έξοδο, όπως στη παρακάτω σχέση (11):

$$Y = f(b_0 + b_1H_1 + b_2H_2)$$

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1H_1 + b_2H_2)}}$$

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-\left(b_0 + \frac{b_1}{1+e^{-(a_{01} + a_{11}X_1 + a_{21}X_2)}} + \frac{b_2}{1+e^{-(a_{02} + a_{12}X_1 + a_{22}X_2)}}\right)}} \qquad (11)$$

Συνεπώς, το δίκτυο έχει τη δυνατότητα παραγωγής πεπερασμένης ή μη εξόδου, διατηρώντας ταυτόχρονα τα μη γραμμικά χαρακτηριστικά του. Ο συνυπολογισμός κρυμμένων μονάδων στο δίκτυο προσφέρει ένα ακόμη σημαντικό πλεονέκτημα. Πολλοί ερευνητές απέδειξαν πέραν κάθε αμφιβολίας ότι ένα νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων με τη συνάρτηση ενεργοποίησης logistic στις κρυμμένες μονάδες, όπως στη σχέση (10), είναι *μια γενική εκτιμήτρια (universal approximator)*. Αυτό σημαίνει ότι εάν συμπεριληφθεί ένας σημαντικός αριθμός κρυμμένων μονάδων, το δίκτυο είναι σε θέση να προσδιορίσει σχεδόν οποιαδήποτε γραμμική ή μη συνάρτηση σε ένα επιθυμητό επίπεδο ακρίβειας. Επομένως τα νευρωνικά δίκτυα δύναται να χρησιμοποιηθούν ως ισχυρό εργαλείο για την αναγνώριση και την αναπαραγωγή πολύπλοκων μη γραμμικών δεδομένων σε χρονοσειρές. Είτε μελετάμε το πραγματικό προϊόν (GDP), τον πληθωρισμό, την ανεργία ή την τιμή συναλλάγματος, θεωρητικά το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να είναι σε θέση να ανιχνεύσει και να αντιγράψει οποιοδήποτε πολύπλοκο μη γραμμικό υπόδειγμα από τα δεδομένα. Επιπλέον, δεν απαιτείται *a priori* γνώση της διαδικασίας δημιουργίας των δεδομένων, όπως συμβαίνει στα μοντέλα μη γραμμικής παλινδρόμησης. Αρκεί μόνο η χρήση μιας γενικής συναρτησιακής μορφής, όπως στη σχέση (10), αλλά με μεγαλύτερο αριθμό κρυμμένων μονάδων.

Δεν υπάρχει θεωρητική βάση για τον προσδιορισμό του αριθμού των κρυμμένων μονάδων ή επιπέδων στο δίκτυο. Βάσει της ιδιότητας γενικής εκτιμήτριας που περιγράφηκε παραπάνω, είναι λογική η χρήση μεγάλου αριθμού κρυμμένων μονάδων. Εντούτοις, εάν προστεθούν πολλά κρυμμένα επίπεδα, το δίκτυο γίνεται επιρρεπές στο πρόβλημα της υπερεκπαίδευσης (*overfitting*) των δεδομένων. Αυτό σημαίνει ότι το δίκτυο μπορεί να πετύχει μια υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης για την περίοδο που εκτιμάται, αλλά θα παράγει φτωχές προβλέψεις εκτός δείγματος. Επιπλέον, το πλήθος των βαρών του δικτύου αυξάνεται ραγδαία, καθώς προστίθενται περισσότερες κρυμμένες μονάδες, αυξάνοντας έτσι το χρόνο εκτίμησης του μοντέλου. Στην πράξη, η σχεδίαση της αρχιτεκτονικής του δικτύου είναι μια μονότονη διαδικασία δοκιμής και σφάλματος. Οι ερευνητές συνήθως εκτιμούν πολλά διαφορετικά δίκτυα και επιλέγουν εκείνο που οδηγεί στο μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης.

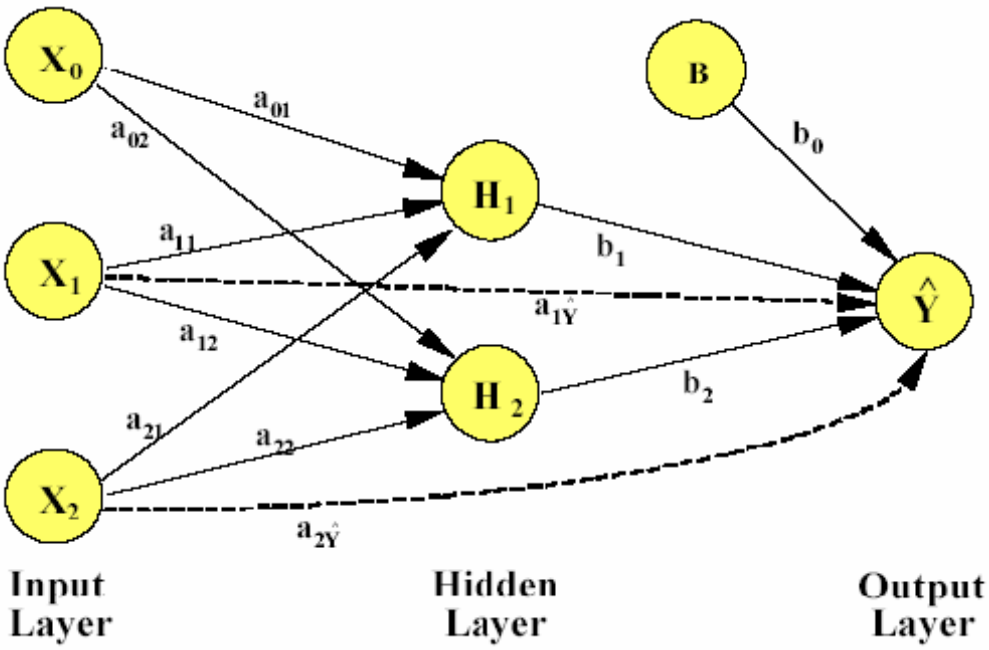
2.5.4 Αυξητικά Νευρωνικά Δίκτυα (Augmented Neural Networks)

Ένα ακόμη είδος νευρωνικών δικτύων μπορεί να κατασκευασθεί με την πρόσθεση άμεσων συνδέσεων από τις εισόδους προς την έξοδο (Σχήμα 2.7). Στην εν λόγω δομή, που καλείται *αυξητικό (augmented)* νευρωνικό δίκτυο, οι είσοδοι συνδέονται άμεσα με την έξοδο μέσω των βαρών a_{1Y} και a_{2Y}. Δεν είναι απαραίτητο ο όρος σταθερού βάρους Χο να συνδέεται με την έξοδο, καθώς η έξοδος έχει ήδη έναν όρο σταθερού βάρους Β.

Υποθέτοντας ως συνάρτηση ενεργοποίησης την ταυτότητα για το νευρώνα εξόδου, το αυξητικό νευρωνικό δίκτυο έχει μεγάλο ενδιαφέρον, καθώς περικλείει το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Συνεπώς αποτελεί την συνηθέστερη αρχιτεκτονική στα νευρωνικά δίκτυα που πραγματοποιούν μακροοικονομική πρόβλεψη. Χρησιμοποιώντας τη σχέση (10), μπορούμε να εξάγουμε άμεσα την έξοδο για το αυξητικό δίκτυο:

$$Y = b_0 + a_{1Y}X_1 + a_{2Y}X_2 + \frac{b_1}{1+e^{-(a_{01}+a_{11}X_1+a_{21}X_2)}} + \frac{b_2}{1+e^{-(a_{02}+a_{12}X_1+a_{22}X_2)}} \qquad (12)$$

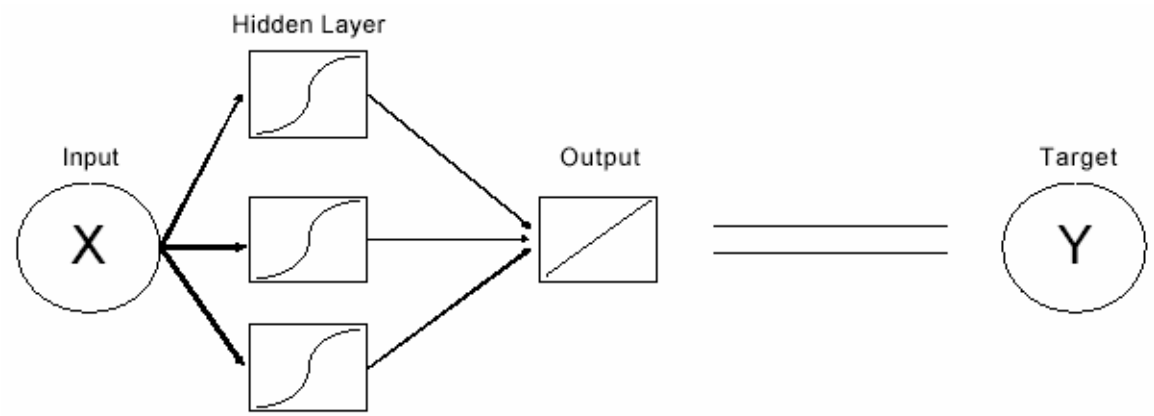
Επομένως το αυξητικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πρότυπο μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης εμπλουτισμένο με μη γραμμικούς όρους. Εάν η εξαρτημένη μεταβλητή που μελετάμε δεν παρουσιάζει μη γραμμικές ιδιότητες, οι συντελεστές b1 και b2 ισοδυναμούν με 0, συνεπώς παίρνουμε ένα πρότυπο γραμμικό μοντέλο.



Σχήμα 2.7: *Το αυξητικό νευρωτικό δίκτυο*

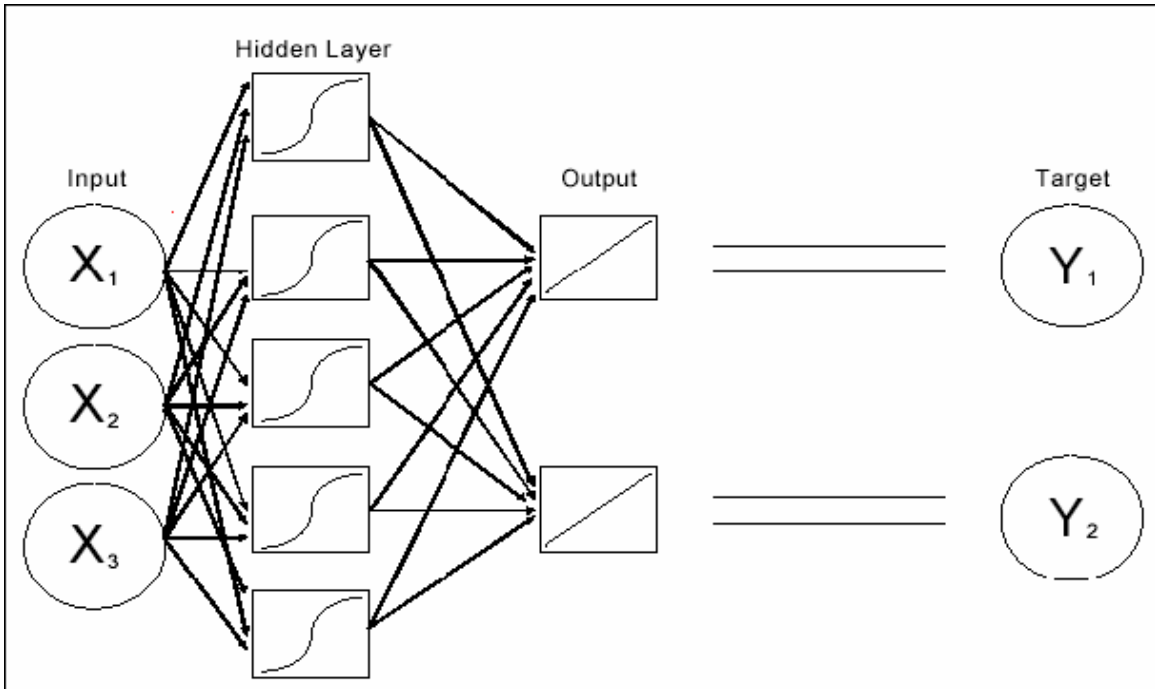
2.5.5 Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων (MLP)

Μία από τις χρησιμότερες και πλέον επιτυχημένες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στην ανάλυση δεδομένων και στην πρόβλεψη αποτελεί το μοντέλο πολλαπλών επιπέδων percepton (multilayer perceptron model) MLP. Τα μοντέλα πολλαπλών επιπέδων perceptron είναι μη γραμμικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σχεδόν με όλες τις συναρτήσεις με υψηλό βαθμό ακρίβειας. Τα MLP περιέχουν ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα νευρώνων που χρησιμοποιούν μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, όπως συναρτήσεις logistic. Στο σχήμα 2.8 απεικονίζεται ένα MLP με ένα κρυμμένο επίπεδο και μία μόνο είσοδο και έξοδο. Το MLP στο σχήμα 2.8 αναπαριστά μια απλή μη γραμμική παλινδρόμηση.



Σχήμα 2.8: *Perceptron Πολλαπλών επιπέδων με μία μόνο είσοδο και έξοδο*

Ο αριθμός των εισόδων και εξόδων στο MLP, μπορεί να διαχειριστεί κατάλληλα ώστε να αναλύει ποικίλους τύπους δεδομένων. Στο σχήμα 2.9 απεικονίζεται μια πολλαπλή μη γραμμική παλινδρόμηση πολλαπλών μεταβλητών. Η πολυπλοκότητα των MLP μπορεί να προσαρμοσθεί ανάλογα με τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων. Διαφορετικός αριθμός κρυμμένων επιπέδων δύναται να μετατρέψει ένα MLP από ένα απλό παραμετρικό μοντέλο σε ένα ευέλικτο μη παραμετρικό μοντέλο.



Σχήμα 2.9: *Perceptron πολλαπλών επιπέδων με πολλαπλές εισόδους και εξόδους*

Ένα MLP αποτελείται συνήθως από αρκετά επίπεδα κόμβων. Το πρώτο ή το χαμηλότερο επίπεδο είναι το επίπεδο εισόδου όπου λαμβάνεται εξωτερική πληροφορία. Το τελευταίο ή υψηλότερο επίπεδο είναι το επίπεδο εξόδου όπου επιτυγχάνεται η λύση του προβλήματος. Το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου διαχωρίζονται από ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα επίπεδα που καλούνται κρυμμένα επίπεδα. Οι κόμβοι στα γειτονικά επίπεδα συνήθως είναι πλήρως συνδεδεμένοι μέσω ακυκλικών τόξων από χαμηλότερα επίπεδα προς υψηλότερα.

Πριν ένα οποιοδήποτε ΤΝΔ μπορέσει να χρησιμοποιηθεί για την εκτέλεση κάθε επιθυμητής εργασίας, είναι αναγκαίο να εκπαιδευθεί. Βασικά, εκπαίδευση έιναι η διαδικασία του προσδιορισμού των βαρών τα οποία αποτελούν τα θεμελιώδη στοιχεία του ΤΝΔ. Η γνώση που αποκτάται από το δίκτυο αποθηκεύεται στα τόξα (arcs) και στους κόμβους με τη μορφή συναπτικών βαρών και των σταθερών βαρών (nodes biases) των κόμβων. Μέσω των συνδετικών τόξων (arcs) το ΤΝΔ μπορεί να εκτελέσει πολύπλοκες μη γραμμικές συναρτήσεις από τους κόμβους εισόδου προς τους κόμβους εξόδου. Η εκπαίδευση MLP είναι επιβλεπόμενη (supervised) κατά το ότι η επιθυμητή αντίδραση του δικτύου (target value) για κάθε υπόδειγμα εισόδου (παράδειγμα) είναι πάντα διαθέσιμη. Τα δεδομένα εισόδου εκπαίδευσης βρίσκονται σε μορφή διανυσμάτων των μεταβλητών εισόδου ή των υποδειγμάτων εκπαίδευσης. Σε κάθε στοιχείο του διανύσματος εισόδου αντιστοιχεί ένας κόμβος εισόδου στο επίπεδο εισόδου του δικτύου. Συνεπώς ο αριθμός των κόμβων εισόδου ισούται με τη διάσταση των διανυσμάτων εισόδου. Για ένα τυχαίο πρόβλημα πρόβλεψης, το πλήθος των κόμβων εισόδου είναι ορισμένο επακριβώς και είναι ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών του προβλήματος. Ωστόσο, για ένα πρόβλημα πρόβλεψης

χρονοσειρών, ο κατάλληλος αριθμός των κόμβων εισόδου δεν είναι εύκολο να προσδιοριστεί.. Τα συνολικά διαθέσιμα δεδομένα συνήθως διανέμονται στο σύνολο εκπαίδευσης (in-sample data) και στο σύνολο δοκιμής (out-of-sample ή hold-out sample). Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για την εκτίμηση των συναπτικών βαρών, ενώ το σύνολο δοκιμής για τη μέτρηση της ικανότητας γενίκευσης του δικτύου. Η διαδικασία εκπαίδευσης έχει συνήθως ως εξής: Πρώτον, παραδείγματα των συνόλων εκπαίδευσης εισάγονται στους κόμβους εισόδου. Οι τιμές ενεργοποίησης των κόμβων εισόδου σταθμίζονται και συσσωρεύονται σε κάθε κόμβο στο πρώτο κρυμμένο επίπεδο. Έπειτα το σύνολο μορφοποιείται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης στις τιμές ενεργοποίησης των κόμβων. Διαδοχικά αναπτύσσεται σε μια είσοδο μέσα στους κόμβους του επόμενου επιπέδου, έως ότου τελικά βρεθούν οι τιμές ενεργοποίησης των εξόδων. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των βαρών που ελαχιστοποιούν ορισμένα κριτήρια ολικού σφάλματος όπως το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων (sum of squares errors SSE), ή των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων (mean squared errors MSE).

Συνεπώς, η εκπαίδευση του δικτύου είναι στην πράξη ένα μη γραμμικό πρόβλημα ελαχιστοποίησης χωρίς περιορισμούς. Στα περισσότερα πραγματικά προβλήματα, το νευρωνικό δίκτυο δεν είναι ποτέ 100% σωστό. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι προγραμματισμένα να μαθαίνουν έως ένα δεδομένο όριο σφάλματος. Αφού το νευρωνικό δίκτυο μάθει έως το όριο σφάλματος, ο μηχανισμός προσαρμογής των βαρών τερματίζεται και το δίκτυο δοκιμάζεται σε γνωστές περιπτώσεις που δεν έχει ξανασυναντήσει. Η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων σε άγνωστες περιπτώσεις δίδει την πραγματική τιμή σφάλματος. Σε ένα καλά εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο το όριο σφάλματος και το πραγματικό σφάλμα πρέπει να ταυτίζονται.

2.5.6 Νευρωνικά Δίκτυα υψηλής τάξης

Τα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης έχει αποδειχθεί ότι έχουν εκπληκτικές ιδιότητες υπολογισμού, αποθήκευσης και μάθησης. Η απόδοσή τους οφείλεται στο γεγονός ότι η τάξη ή η δομή των νευρωνικών δικτύων υψηλής τάξης, μπορεί να προσαρμοσθεί στην τάξη ή τη δομή του προβλήματος. Συνεπώς το νευρωνικό δίκτυο που σχεδιάστηκε για συγκεκριμένη κατηγορία προβλημάτων εξειδικεύεται και γίνεται ακόμη πιο αποτελεσματικό στην επίλυση αυτών των προβλημάτων. Ένα νευρωνικό δίκτυο υψηλής τάξης ορίζεται ως μια υψηλής τάξης λογική μονάδα (High Order Threshold Logic Unit – HOTLU) η οποία περιλαμβάνει όρους με υψηλής τάξης βάρη. Συνήθως, αλλά όχι πάντα, η έξοδος του είναι (1,0) ή (+1,-1). Ένα υψηλής τάξης νευρωνικό δίκτυο στρωμάτων (slab) ορίζεται ως ένα σύνολο λογικών μονάδων υψηλής τάξης (HOTLUs).

Ένα απλό στρώμα νευρωνικού δικτύου υψηλής τάξης περιγράφεται από τη σχέση:

$$y_i = S[net(i)] = S[T_0(i) + T_1(i) + T_2(i) + T_3(i) + \ldots + T_k(i)] \qquad (1)$$

όπου yi είναι η έξοδος της i-οστής νευρωνικής μονάδας υψηλής τάξης και S είναι η σιγμοειδής συνάρτηση. Tn (i) είναι ο όρος n-οστής τάξης για την i-οστή μονάδα και k είναι η τάξη της μονάδας. Ο όρος μηδενικής τάξης είναι ρυθμιζόμενο κατώφλι, που δηλώνεται ως Wo (i). Ο όρος n-οστής τάξης είναι ένα γραμμικό σταθμισμένο άθροισμα από τα n-οστής τάξης γινόμενα των εισόδων, παραδείγματα των οποίων είναι τα:

$$T_1(i) = \sum_j W_1(i,j)x(j), \qquad T_2(i) = \sum_j \sum_k W_2(i,j,k)x(j)x(k), \tag{2}$$

όπου x(j) είναι η j-οστή είσοδος στο νευρώνα i-οστής τάξης και Wn (i,j, . . .) είναι ένα ρυθμιζόμενο βάρος που συλλαμβάνει τη *n*-οστής τάξης συσχέτιση μεταξύ του *n*-οστής τάξης γινομένου των εισόδων και της εξόδου της μονάδας. Αρκετά στρώματα μπορούν να συνδεθούν σειριακά τροφοδοτώντας την έξοδο ενός στρώματος ως είσοδο ενός άλλου στρώματος, για την παραγωγή δικτύων πολλαπλών στρωμάτων. Τα sigma-pi νευρωνικά δίκτυα είναι πολυεπίπεδα δίκτυα που μπορούν να έχουν όρους υψηλής τάξης σε κάθε επίπεδο. Ο αλγόριθμος μάθησης για αυτά τα δίκτυα είναι ο γενικευμένος back-propagation. Ωστόσο, οι sigma-pi μονάδες, όπως αρχικά κατασκευάσθηκαν, δεν έχουν σταθερούς όρους βαρών, αν και είναι αρκετά απλό να ενσωματωθούν τέτοιες σταθερές στις εν λόγω μονάδες. Η διαδικασία μάθησης περιλαμβάνει την εφαρμογή μιας καθορισμένης συνάρτησης στο νευρωνικό δίκτυο μέσω επαναληπτικής προσαρμογής των βαρών βασισμένη σε έναν συγκεκριμένο κανόνα μάθησης και στην αντίδραση του δικτύου στα σύνολα εκπαίδευσης. Η συνάρτηση που θα μαθευτεί αναπαριστάται από ένα σύνολο παραδειγμάτων που αποτελείται από το πιθανό διάνυσμα εισόδου σε συνδυασμό με μία επιθυμητή έξοδο. Το σύνολο εκπαίδευσης είναι υποσύνολο του συνόλου όλων των πιθανών παραδειγμάτων της συνάρτησης. Η υλοποίηση της διαδικασίας μάθησης περιλαμβάνει διαδοχική παρουσίαση παραδειγμάτων σχεδίασης ως ζεύγη εισόδου - εξόδου στο δίκτυο, τα οποία προέρχονται από το σύνολο εκπαίδευσης. Έπειτα από κάθε παρουσίαση, τα βάρη του δικτύου προσαρμόζονται ώστε να συλλαμβάνουν τη συσχέτιση της δομής της σχεδίασης. Ένας συνηθισμένος κανόνας μάθησης μονού στρώματος είναι ο κανόνας perceptron, ο οποίος για τον κανόνα δεύτερης τάξης ενημέρωσης εκφράζεται ως:

$$W_2'(i,j,k) = W_2(i,j,k) + \left[t(i) - y(i)\right]x(j)x(k) \tag{3}$$

Εδώ t(i) είναι η επιθυμητή έξοδος και y(i) είναι η πραγματική έξοδος της i-οστής μονάδας για το x διάνυσμα εισόδου. Υπάρχουν παρόμοιοι κανόνες μάθησης για τους υπόλοιπους όρους Wi . Εάν το δίκτυο αποδώσει τη σωστή έξοδο για κάθε παράδειγμα εισόδου στο σύνολο εκπαίδευσης, λέμε ότι το δίκτυο συνέκλινε, ή ότι έμαθε το σύνολο εκπαίδευσης. Εάν, έπειτα από τη μάθηση του συνόλου εκπαίδευσης, το δίκτυο δώσει τη σωστή έξοδο για ένα σύνολο παραδειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης, τα οποία δεν έχει δει ακόμη, λέμε ότι το δίκτυο είναι σωστά γενικευμένο.

Ένας ακόμη κανόνας μάθησης για τα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης είναι ο κανόνας εξωτερικού γινομένου (outer product rule), που είναι επίσης

γνωστός ως κανόνας μάθησης Hebbian. Στην προκειμένη μορφή μάθησης, ο πίνακας συσχέτισης αναπτύσσεται απευθείας μέσω της σχέσης:

$$W_2(i,j,k) = \sum_{s=1}^{Np} \left[y^s(i) - y(i)\right]\left[x^s(j) - x(j)\right]\left[x^s(k) - x(k)\right],$$

$$y(i) = \left[\sum_{s=1}^{Np} y^s(i)\right] / Np\,, \qquad x(j) = \left[\sum_{s=1}^{Np} x^s(j)\right] / Np\,,$$

όπου το Np δηλώνει τον αριθμό των υποδειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης. Το σύνολο εκπαίδευσης εκφράζεται ως

$$\{(x^s, y^s),\ \ s \in (1, Np)\}$$

και τα y και x είναι οι μέσοι όροι των y^s *και* x^s στο σύνολο εκπαίδευσης. Στην περίπτωση που το x είναι σχεδόν μηδέν [το οποίο ισχύει όταν οι είσοδοι ανήκουν στο (+1, – 1)] , κερδίζουμε στην απλότητα των παραπάνω σχέσεων με μικρό τίμημα ακρίβειας αν θεωρήσουμε τους όρους x και y μηδενικούς. Αυτό καταδεικνύει την ελάττωση των υπολογισμών που επιτυγχάνεται με την κατάλληλη επιλογή αναπαράστασης των δεδομένων. Ανάλογες σχέσεις ισχύουν και για άλλες τάξεις.

Τα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης (HONN) αναπτύχθηκαν με την πρόθεση να διευρύνουν τη μη γραμμική περιγραφική ικανότητα των δικτύων feedforward perceptron πολλαπλών επιπέδων. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω αύξησης της μη γραμμικής περιγραφικής ικανότητας κάθε νευρώνα ξεχωριστά. Τα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης έχουν μονάδες αθροισμάτων (sigma) όπως και γινομένων (pi). Ένα νευρωνικό δίκτυο υψηλής τάξης κατασκευάζει υψηλής τάξης πολυωνυμικά μοντέλα :

$$P(x) = w_0 + \sum_i w_i x_i + \sum_i \sum_j w_{ij} x_i x_j + \sum_i \sum_j \sum_k w_{ijk} x_i x_j x_k + \ldots$$

ή συνοπτικά:

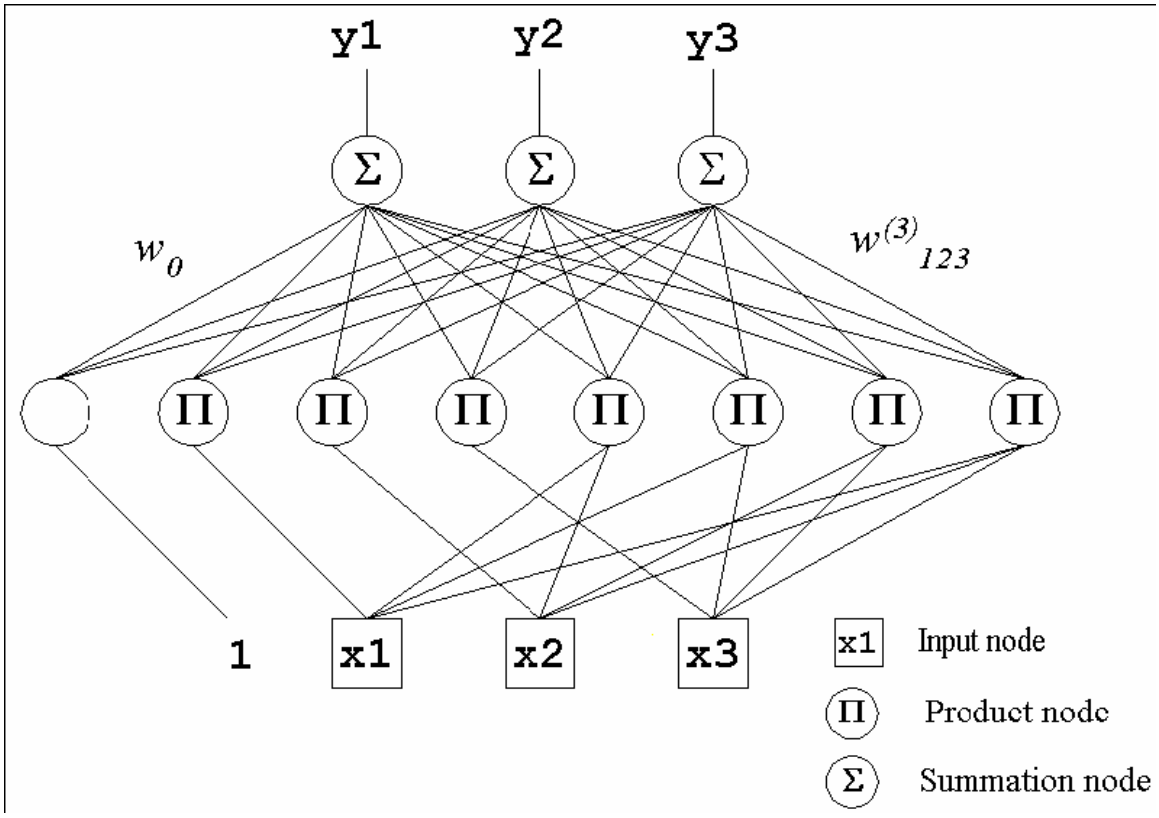
$$P(x) = w_0 + \sum_{i=1}^{M} w_i \prod_{j=1}^{d} x_j^r$$

όπου: wi είναι τα βάρη, M είναι ο μέγιστος αριθμός μονώνυμων, xi είναι τα χαρακτηριστικά του διανύσματος εισόδου, r = 0, 1, 2, . . . είναι η δύναμη με την οποία το j-οστό χαρακτηριστικό xi συμμετέχει στο i-οστό μονώνυμο. Η μη γραμμικότητα των συναρτήσεων δομείται από διαδοχικά επίπεδα τα οποία έχουν μονάδες sigma και pi. Στο σχήμα 2.10 φαίνεται ένα νευρωνικό δίκτυο υψηλής τάξης το οποίο υπολογίζει τη συνάρτηση:

$$P(x) = \sigma(w_0 + \sum_{i=1}^{M} w_i \sigma(\prod_{j=1}^{d} x_j^r))$$ όπου x είναι το διάνυσμα εισόδου, w_i είναι τα βάρη, σ είναι η σιγμοειδής συνάρτηση:

$$\sigma(s) = 1/(1 + e^{-s})$$

Το πλήθος των κρυμμένων μονάδων στο πλήρως συνδεδεμένο HONN αυξάνει εκθετικά με το πλήθος των εισόδων (δηλαδή με την αύξηση της διάστασης του διανύσματος εισόδου).



Σχήμα 2.10: *Το πλήρως συνδεμένο νευρωνικό δίκτυο υψηλής τάξης*

2.5.6.1 Η κατάλληλη αρχιτεκτονική για τα Δίκτυα Υψηλής Τάξης

Το πλήθος των κρυμμένων μονάδων στα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης αυξάνεται εκθετικά με τον αριθμό των εισόδων. Ο αντικειμενικός σκοπός για την εύρεση της κατάλληλης αρχιτεκτονικής για τα HONN είναι η εξομάλυνση του προβλήματος της εκθετικής αύξησης και η γενίκευση του δικτύου, δηλαδή η μάθηση συναρτήσεων που παράγουν κατάλληλες αντιδράσεις σε άγνωστα παραδείγματα. Το πρόβλημα της μάθησης της τοπολογίας και των βαρών των HONN, για τη βελτίωση της ικανότητας γενίκευσης αντιμετωπίζεται με προσεγγίσεις που μπορούν να χωριστούν σε δύο ομάδες:

- *προσεγγίσεις κλαδέματος (pruning approache)s* που ξεκινούν με μεγάλα δίκτυα και κατά την εκπαίδευση διαγράφουν κρυμμένες μονάδες και βάρη.
- *προσεγγίσεις κατασκευής (constructive approaches)* που ξεκινούν με μικρά δίκτυα και καθώς αυξάνεται η ακρίβεια προσθέτουν κρυμμένες μονάδες και βάρη .

Η εναλλακτική σ΄ αυτές τις προσεγγίσεις είναι ο εξελικτικός αλγόριθμος που βρίσκει τα βάρη του δικτύου και ταυτόχρονα σμικρύνει και επεκτείνει δυναμικά την τοπολογία του.

2.5.6.2 Σύγκριση Δικτύων Υψηλής Τάξης με Πολυεπίπεδα Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης χαρακτηρίζονται από διαφορετικές δυνατότητες ταξινόμησης:

- **Νευρωνικά Δίκτυα Υψηλής Τάξης (HONN)**
  - το *πρώτο επίπεδο* των HONN με τις μονάδες γινομένων δεύτερης τάξης έχει τη δυνατότητα να κατασκευάζει *κοίλες* και *κυρτές περιοχές (regions)*

- **Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων (MLP)**
  - το *πρώτο επίπεδο* μαθαίνει ένα μόνο υπερεπίπεδο
  - το *δεύτερο επίπεδο* κάνει τμηματικά γραμμικές και κυρτές *περιοχές*
  - το *τρίτο επίπεδο* κάνει κοίλες και κυρτές *περιοχές*

2.5.7 Δίκτυα Sigma-Pi

Τα νευρωνικά δίκτυα sigma-pi (SPN) είναι feedforward δίκτυα στα οποία κάθε επίπεδο περιέχει όρους υψηλής τάξης. Τις περισσότερες φορές τα επίπεδα έχουν αθροιστικές μονάδες που τροφοδοτούνται μέσω σταθμικών συνδέσεων από τα ενδιάμεσα αποτελέσματα μονάδων γινομένων. Τα νευρωνικά δίκτυα sigma-pi αποτελούν σποραδικώς συνδεμένα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης. Οι ερευνητές περιορίζουν την πολυωνυμική τάξη (δηλαδή την τοπολογία του δικτύου) στην κατάλληλη διαμόρφωση ώστε να επιτυγχάνεται ο επιθυμητός βαθμός ακρίβειας χρησιμοποιώντας εκ των προτέρων γνώση για τη δεδομένη εργασία.
Οι μονάδες sigma υπολογίζουν το άθροισμα των σταθμικών εισόδων p_j από το χαμηλότερο j-οστό επίπεδο:

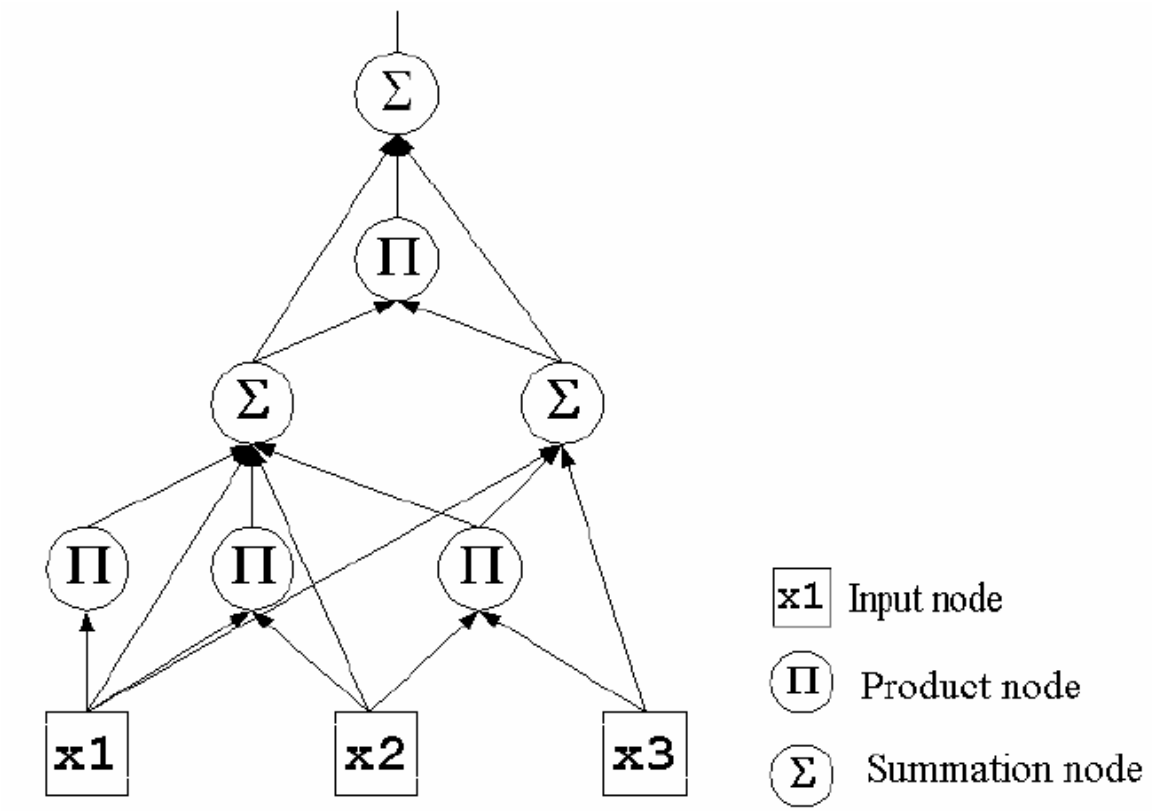
$$s = \sum_j w_i p_j$$

Οι μονάδες pi υπολογίζουν το γινόμενο των σταθμικών εισόδων x_i από το χαμηλότερο i-οστό επίπεδο:

$$p_j = \prod_i w_i x_i$$

Η έξοδος των μονάδων διέρχεται μέσω της σιγμοειδούς συνάρτησης:

$$o = \sigma(s) = 1/(1 + e^{-s})$$



Σχήμα 2.11: *Το νευρωνικό δίκτυο sigma-pi*

Οι αρχές του αλγορίθμου μάθησης backpropagation ισχύουν και για τα sigma-pi δίκτυα. Ο κανόνας Δέλτα για τα βάρη $i \rightarrow j$ στις συνδέσεις των κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα έχει ως εξής:

$$\begin{aligned}
\partial Ee / \partial s_j &= \sum_k (\partial Ee / \partial s_k)(\partial s_k / \partial s_j) \\
&= \sum_k (-\beta_k) \partial s_k / \partial s_j \\
&= \sum_k (-\beta_k)(\partial s_k / \partial o_j)(\partial o_j / \partial s_j) \\
&= \sum_k (-\beta_k)(s'_k)(\partial o_j / \partial s_j) \\
&= \sum_k (-\beta_k)(s'_k) o_j (1 - o_j)
\end{aligned}$$

όπου το s_k ορίζεται:

$$s_k = w_0 + \sum_{j1} w_{j1} o_{j1} + \sum_{j1} \sum_{j2} w_{j1j2} o_{j1} o_{j2} + \sum_{j1} \sum_{j2} \sum_{j3} w_{j1j2j3} o_{j1} o_{j2} o_{j3} + \ldots$$

η παράγωγος του s_k είναι:

$$\partial s_k / o_{j2} = s'_k = \sum_{j1} w_{j1j2} o_{j1} + \sum_{j1} \sum_{j3} w_{j1j2j3} o_{j1} o_{j3} + \ldots$$

Συνεπώς το όφελος (benefit) είναι:

$$\beta_j = -\partial \mathrm{E}e / \partial s_j = o_j (1 - o_j) \sum_k \beta_k s'_k$$

Αλγόριθμος εκπαίδευσης backpropagation για τα sigma-pi δίκτυα

Αρχικοποίηση: Παραδείγματα $\{(\mathbf{x}_e, y_e)\}_{e=1}^{N}$ θέσε τα αρχικά βάρη w_i σε μικρές
τυχαίες τιμές, συντελεστής μάθησης η = 0.1.
Επανάληψη:
για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης (x,y)

- πολλαπλασίασε τις εξόδους χρησιμοποιώντας τη σιγμοειδή συνάρτηση:

$$o_j = \sigma(s_j) = 1/(1+e_j^{-s})$$

$$o_k = \sigma(s_k) = 1/(1+e_k^{-s}),$$ όπου:

$$s_k = w_0 + \sum_{j1} w_{j1} o_{j1} + \sum_{j1}\sum_{j2} w_{j1j2} o_{j1} o_{j2} + \sum_{j1}\sum_{j2}\sum_{j3} w_{j1j2j3} o_{j1} o_{j2} o_{j3} + \ldots$$

- πολλαπλασίασε το όφελος β_k στους κόμβους k στο επίπεδο εξόδου:

$$\beta_k = o_k(1-o_k)[y_k - o_k]$$

- πολλαπλασίασε τις μεταβολές για τα βάρη $j \to k$ στις συνδέσεις των κόμβων αθροισμάτων στο επίπεδο εξόδου:

$$\Delta w_{j1k} = \eta \beta_k o_{j1} \text{ και } \Delta w_{0k} = \eta \beta_k$$

$$\Delta w_{j2k} = \eta \beta_k o_{j1} o_{j2}$$

$$\Delta w_{j3k} = \eta \beta_k o_{j1} o_{j2} o_{j3}$$

- πολλαπλασίασε τα οφέλη β_{j2} για τους κρυμμένους αθροιστικούς κόμβους j σύμφωνα με τον τύπο:

$$\beta_{j2} = o_j(1-o_j)[\sum_k \beta_k s'_{j2k}]$$ // αποτελέσματα από πολλαπλούς κόμβους στο επόμενο επίπεδο

$$s'_{j2k} = \sum_{j1} w_{j1j2} o_{j1} + \sum_{j1}\sum_{j3} w_{j1j2j3} o_{j1} o_{j3} + \ldots$$

- πολλαπλασίασε τις μεταβολές για τα βάρη $i \to j$ στις συνδέσεις των κόμβων αθροισμάτων στα κρυμμένα επίπεδα:

$$\Delta w_{ij1} = \eta \beta_{j1} o_{i1} \text{ και } \Delta w_{0j} = \eta \beta_j$$

$$\Delta w_{ij2} = \eta \beta_{j2} o_{i1} o_{i2}$$

$$\Delta w_{ij3} = \eta \beta_{j3} o_{i1} o_{i2} o_{i3}$$

- ενημέρωσε τα βάρη με τις μεταβολές που υπολόγισες:

$$w = w + \Delta w$$

ωσότου να ικανοποιηθεί η συνθήκη τερματισμού.

2.5.8 Δίκτυα Pi-Sigma

Τα δίκτυα pi-sigma (PSN) είναι feedforward νευρωνικά δίκτυα με ένα μόνο κρυμμένο επίπεδο γραμμικών μονάδων αθροισμάτων, ενώ έχουν μονάδες γινομένων στο εξωτερικό επίπεδο. Η έννοια "pi-sigma" προέρχεται από το γεγονός ότι τα εν λόγω δίκτυα χρησιμοποιούν τα γινόμενα των αθροισμάτων από τα χαρακτηριστικά εισόδου, αντί για τα αθροίσματα των γινομένων όπως στα δίκτυα "sigma-pi".

Το νευρωνικό δίκτυο pi-sigma του παρακάτω σχήματος υπολογίζει τη συνάρτηση:

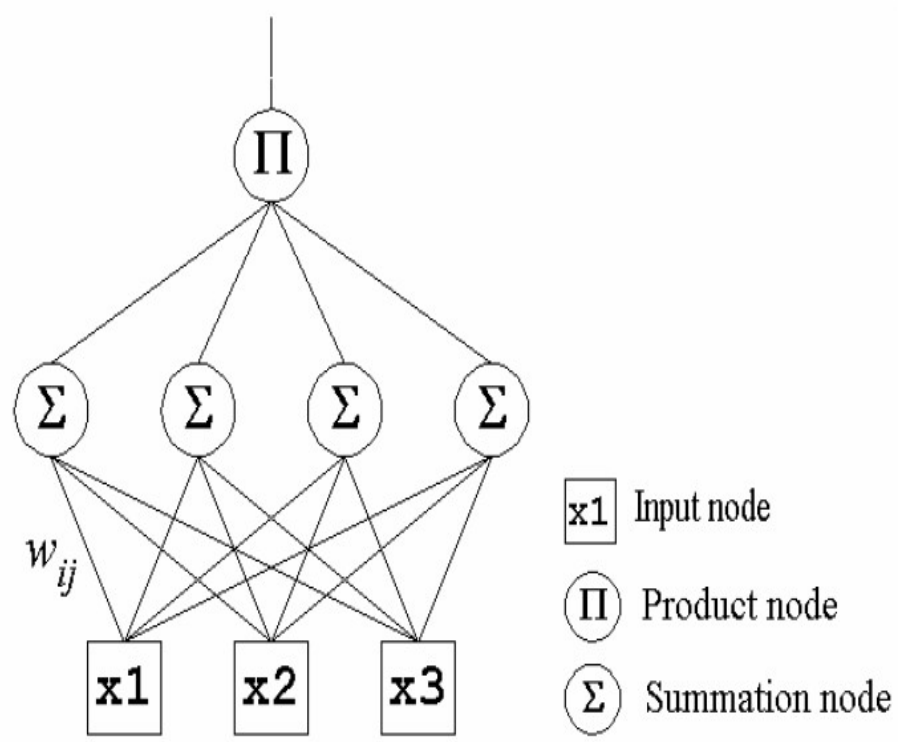
$$P(x) = \sigma(\prod_{i=1}^{M} (\sum_{j=1}^{d} w_j x_j + w_0))$$

όπου x είναι το διάνυσμα εισόδου, wi είναι τα βάρη, M είναι ο αριθμός των νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο και σ είναι η σιγμοειδής συνάρτηση:

$$o = \sigma(s) = 1/(1 + e^{-s})$$

Το πλήθος των βαρών από τις μονάδες εισόδου προς τις κρυμμένες μονάδες είναι γραμμικό στη διάσταση εισόδου. Τα βάρη στις συνδέσεις μεταξύ των κρυμμένων επιπέδων και του επιπέδου εξόδου είναι σταθερά και ίσα με τη μονάδα. Τέτοιου είδους τοπολογία με ένα κρυμμένο επίπεδο δίνει τη δυνατότητα ταχείας μάθησης των βαρών.

Το νευρωνικό δίκτυο pi-sigma διατηρεί την ισχυρή ικανότητα μάθησης των δικτύων πολλαπλών επιπέδων υψηλής τάξης, ενώ παράλληλα αποφεύγει ως ένα βαθμό τη συνδυαστική αύξηση του αριθμού των βαρών και των κρυμμένων επιπέδων, όταν αυξάνεται η διάσταση εισόδου.



Σχήμα 2.12: *Το νευρωνικό δίκτυο Pi-Sigma*

Ο κανόνας Δέλτα για τα βάρη i→ j στις συνδέσεις των κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα έχει ως εξής:

$$\begin{aligned}\partial Ee / \partial s_j &= (\partial Ee / \partial o_k)(\partial o_k / \partial s_j) \\ &= (y_k - o_k)(\partial o_k / \partial p_j)(\partial p_j / \partial s_j) \\ &= (y_k - o_k) o_k (1 - o_k)(p_i') \\ &= (y_k - o_k) o_k (1 - o_k)(\prod_{ii=/=j}{}^{M} h_i)\end{aligned}$$

όπου το o_k ορίζεται: $o_k = \sigma(p_j)(\prod_{ii=1}{}^{M} h_i)$

και η παράγωγος $\partial p_j / \partial s_j) = p_i'$ είναι: $p_j' = \prod_{i=/=j}{}^{M} h_i$

Ο κανόνας μέγιστης κατάβασης για τα δίκτυα pi-sigma γίνεται:

$$\Delta w_i = \eta(y_k - o_k) o_k (1 - o_k)(\prod_{i=/=j}{}^{M} h_i) x_i$$

Επαυξημένος αλγόριθμος μάθησης Μέγιστης Κατάβασης για τα δίκτυα pi-sigma (Incremental Gradient Descent Learning Algorithm)

Αρχικοποίηση: Παραδείγματα $\{(\mathbf{x}_e, y_e)\}_{e=1}^{N}$, θέσε τα αρχικά βάρη w_i σε μικρές τυχαίες τιμές, συντελεστής μάθησης η = 0.1.

Επανάληψη:
για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης (x_e, y_e)
- πολλαπλασίασε την έξοδο:

$$o = \sigma\left(\prod_{i=1}^{M}\left(\sum_{j=1}^{d} w_j x_j + w_0\right)\right)$$

- εάν ο perceptron δεν ανταποκριθεί σωστά *ενημέρωσε* τα βάρη *ωσότου* να ικανοποιηθεί η συνθήκη τερματισμού

$$w_i = w_i + \eta(y_k - o_k)o_k(1 - o_k)\left(\prod_{i=/=j}^{M} h_i\right)x_i$$

Τα νευρωνικά δίκτυα pi-sigma παρέχουν μόνο μια περιορισμένη εκτίμηση των δυναμοσειρών. Εξαιτίας αυτής της μειωμένης ιδιότητας εκτίμησης τα δίκτυα pi-sigma δεν είναι σε θέση να εκτιμήσουν ομοιόμορφα όλες τις συνεχείς συναρτήσεις πολλαπλών μεταβλητών που ορίζονται σε ένα συμπαγές σύνολο (compact set). Ωστόσο, μπορεί να επιτευχθεί γενική εκτίμηση αθροίζοντας τις εξόδους πολλαπλών δικτύων pi-sigma διαφορετικών τάξεων. Το αποτέλεσμα του συνδυασμού των pi-sigma δικτύων καλείται Ridge Polynomial Network (RPN).

2.6 Μεθοδολογία κατασκευής Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για πρόβλεψη

Η διαδικασία κατασκευής νευρωνικού δικτύου πρόβλεψης αποτελεί χρονοβόρα και ιδιαίτερα σημαντική εργασία. Ζητήματα μοντελοποίησης που επηρεάζουν την απόδοση των ΤΝΔ πρέπει να ληφθούν υπόψη προσεκτικά. Μια κρίσιμη απόφαση είναι ο προσδιορισμός της κατάλληλης αρχιτεκτονικής, δηλαδή του αριθμού των επιπέδων, των κόμβων κάθε επιπέδου και των τόξων (arcs) που συνδέουν τους κόμβους. Άλλες αποφάσεις σχετικά με την αρχιτεκτονική του δικτύου περιλαμβάνουν την επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης, των κρυμμένων κόμβων και των κόμβων εξόδου, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, τη μετατροπή των δεδομένων ή τις μεθόδους κανονικοποίησης, τα σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής και τα κριτήρια απόδοσης.

2.6.1 Η αρχιτεκτονική του δικτύου

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τυπικά, αποτελούνται από επίπεδα και κόμβους. Συγκεκριμένα στο δημοφιλές MLP, όλοι οι κόμβοι εισόδου βρίσκονται σε ένα επίπεδο εισόδου, όλοι οι κόμβοι εξόδου βρίσκονται σε ένα επίπεδο εξόδου και όλοι οι οι κρυμμένοι κόμβοι κατανέμονται σε ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα ενδιάμεσα. Για το σχεδιασμό ενός MLP πρέπει να προσδιοριστούν οι ακόλουθες μεταβλητές:

- ο αριθμός των κόμβων εισόδου
- ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και κόμβων
- ο αριθμός των κόμβων εξόδου

Η επιλογή αυτών των παραμέτρων ουσιαστικά εξαρτάται από το πρόβλημα. Μολονότι υπάρχουν πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις για την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του ΤΝΔ όπως ο αλγόριθμος κλαδέματος, ο αλγόριθμος πολυωνυμικού χρόνου, η τεχνική κανονικής αποσύνθεσης (canonical decomposition technique) και το κριτήριο πληροφορίας του δικτύου, αυτές οι μέθοδοι είναι συνήθως αρκετά πολύπλοκες εκ φύσεως και δύσκολες στην εφαρμογή. Επιπλέον καμία από αυτές τις μεθόδους δεν μπορεί να εγγυηθεί τη βέλτιστη λύση για όλα τα πραγματικά προβλήματα πρόβλεψης. Μέχρι σήμερα, δεν υπάρχει απλή και σαφής μέθοδος για τον καθορισμό αυτών των παραμέτρων. Οι κατευθυντήριες γραμμές είναι ευρυστικές, είτε βασισμένες σε υποθέσεις που προέρχονται από περιορισμένο αριθμό πειραμάτων. *Συνεπώς η σχεδίαση του ΤΝΔ είναι περισσότερο τέχνη, παρά επιστήμη*.

2.6.2 Ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και κόμβων

Τα κρυμμένα επίπεδα και κόμβοι διαδραματίζουν πολύ σημαντικό ρόλο για σημαντικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων. Οι κρυμμένοι κόμβοι στο κρυμμένο επίπεδο επιτρέπουν στα νευρωνικά δίκτυα να ανιχνεύουν το χαρακτηριστικό, να συλλαμβάνουν το υπόδειγμα στα δεδομένα και να εκτελούν μη γραμμικές συναρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Είναι προφανές ότι χωρίς τους κρυμμένους κόμβους, τα απλά perceptrons ισοδυναμούν με τα γραμμικά στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης.

Επηρεασμένοι από θεωρητικές εργασίες που καταδεικνύουν ότι ένα μόνο κρυμμένο επίπεδο είναι επαρκές ώστε το ΤΝΔ να εκτιμήσει οποιαδήποτε πολύπλοκη μη γραμμική συνάρτηση με την επιθυμητή ακρίβεια, οι περισσότεροι ερευνητές χρησιμοποιούν μόνο ένα κρυμμένο επίπεδο για προγνωστικούς σκοπούς. Ωστόσο, τα δίκτυα με ένα κρυμμένο επίπεδο μπορεί να απαιτούν πολύ μεγάλο πλήθος κρυμμένων κόμβων, το οποίο δημιουργεί αδυναμίες τόσο στο χρόνο εκπαίδευσης όσο και στην ικανότητα γενίκευσης. Δίκτυα με δύο κρυμμένα επίπεδα είναι πιθανόν να παρέχουν περισσότερα πλεονεκτήματα για ορισμένους τύπους προβλημάτων. Αρκετοί μελετητές ασχολήθηκαν με τέτοια προβλήματα και θεώρησαν περισσότερα από ένα κρυμμένα επίπεδα (συνήθως δύο κρυμμένα επίπεδα) κατά τη διαδικασία σχεδίασης του δικτύου. Η χρήση δύο κρυμμένων επιπέδων παρατηρήθηκε ότι σε ορισμένες περιπτώσεις είχε ως αποτέλεσμα πιο συμπαγή αρχιτεκτονική η

οποία απέφερε μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα στη διαδικασία εκπαίδευσης καθώς και την πραγματοποίηση προβλέψεων με μεγαλύτερη ακρίβεια απ' ότι τα δίκτυα με ένα κρυμμένο επίπεδο. Ωστόσο στα δίκτυα με περισσότερα από δύο κρυμμένα επίπεδα δεν παρατηρείται κάποια περαιτέρω βελτίωση. Υπάρχουν αρκετοί λόγοι, για τους οποίους πρέπει να χρησιμοποιούμε όσο το δυνατό λιγότερα κρυμμένα επίπεδα:

1. Οι περισσότεροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης είναι βαθμωτοί. Το επιπλέον επίπεδο μέσω του οποίου πρέπει να διορθωθούν προς τα πίσω τα σφάλματα προκαλεί αστάθεια στην κατάβαση. Η επιτυχία οποιουδήποτε βαθμωτού αλγόριθμου βελτιστοποίησης εξαρτάται από το βαθμό στον οποίο η κατάβαση παραμένει αμετάβλητη καθώς οι παράμετροι διαφοροποιούνται.
2. Ο αριθμός των τοπικών ελαχίστων αυξάνεται σημαντικά για πολλά κρυμμένα επίπεδα. Οι περισσότεροι βαθμωτοί αλγόριθμοι μπορούν να υπολογίσουν μόνο το τοπικό ελάχιστο, χάνοντας έτσι το γενικό. Ακόμη και αν ο αλγόριθμος είναι σε θέση να βρει το γενικό ελάχιστο, υπάρχει μεγάλη πιθανότητα έπειτα από πολλαπλές και χρονοβόρες επαναλήψεις, το αποτέλεσμα να κολλήσει στο τοπικό ελάχιστο.

Μολαταύτα, η χρήση δύο κρυμμένων επιπέδων μπορεί να αποφέρει καλύτερα αποτελέσματα για συγκεκριμένα προβλήματα, ιδιαίτερα όταν τα δίκτυα ενός επιπέδου αποτυγχάνουν να δώσουν ικανοποιητικό αποτέλεσμα λόγω του υπερβολικού πλήθους κρυμμένων κόμβων. Το ζήτημα του προσδιορισμού του βέλτιστου αριθμού των κρυμμένων κόμβων είναι πολύπλοκο και ιδιαίτερα σημαντικό. Γενικά, τα δίκτυα με λιγότερους κρυμμένους κόμβους προτιμούνται καθώς παρουσιάζουν συνήθως καλύτερη ικανότητα γενίκευσης και λιγότερα προβλήματα υπερεκπαίδευσης. Αλλά τα δίκτυα με πολύ λίγους κρυμμένους κόμβους ίσως να μην έχουν την απαιτούμενη δύναμη μοντελοποίησης και μάθησης των δεδομένων. Δεν υπάρχει θεωρητική βάση για την επιλογή της εν λόγω παραμέτρου, μολονότι έχουν αναφερθεί μερικές συστηματικές προσεγγίσεις (μέθοδος αποκοπής άχρηστων κρυμμένων κόμβων, μέθοδος πρόσθεσης κρυμμένων κόμβων, έρευνα πλέγματος). Ο συνηθέστερος τρόπος προσδιορισμού του πλήθους των κρυμμένων κόμβων είναι μέσω πειραμάτων ή με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος. Αρκετοί εμπειρικοί κανόνες έχουν επίσης προταθεί, όπως ότι ο αριθμός των κρυμμένων κόμβων εξαρτάται από τον αριθμό των υποδειγμάτων εισόδου και κάθε βάρος πρέπει να έχει τουλάχιστον δέκα υποδείγματα εισόδου (μέγεθος δείγματος). Στην προσπάθεια αποφυγής του προβλήματος υπερεκπαίδευσης, ορισμένοι ερευνητές υιοθέτησαν εμπειρικούς κανόνες για τον περιορισμό του αριθμού των κρυμμένων κόμβων. Είναι επίσης γνωστοί ορισμένοι ευριστικοί περιορισμοί σχετικά με τον αριθμό των κρυμμένων κόμβων. Παραδείγματος χάριν στην περίπτωση των δημοφιλών δικτύων με ένα κρυμμένο επίπεδο, υπάρχουν αρκετές κατευθυντήριες γραμμές, όπως οι κανόνες "2n + 1", "2n", "n", "n/2", όπου n ο αριθμός των κόμβων εισόδου. Ωστόσο καμία από αυτές τις ευριστικές επιλογές δε λειτουργεί ικανοποιητικά για όλα τα προβλήματα.

2.6.3 Ο αριθμός των κόμβων εισόδου

Ο αριθμός των κόμβων εισόδου ανταποκρίνεται στον αριθμό των μεταβλητών στο διάνυσμα εισόδου που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών. Για περιπτώσεις συνήθης πρόβλεψης, ο αριθμός των κόμβων εισόδου είναι συχνά προφανής και επιλέγεται σχετικά εύκολα. Στα προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών, ο αριθμός των κόμβων εισόδου ανταποκρίνεται στον αριθμό των παρελθοντικών παρατηρήσεων που χρησιμοποιούνται για τη σύλληψη των υποκείμενων υποδειγμάτων στις χρονοσειρές και για την πραγματοποίηση προβλέψεων για μελλοντικές τιμές. Ωστόσο, επί του παρόντος δεν υφίσταται προτεινόμενος συστηματικός τρόπος προσδιορισμού του ακριβούς πλήθους. Η επιλογή της εν λόγω παραμέτρου θα πρέπει να συμπεριλαμβάνεται στη διαδικασία κατασκευής του μοντέλου. Για καλύτερα αποτελέσματα, επιθυμούμε έναν μικρό αριθμό αναγκαίων κόμβων που μπορούν να αποκαλύψουν τα μοναδικά χαρακτηριστικά των δεδομένων. Πολύ λίγοι ή υπερβολικά πολλοί κόμβοι εισόδου ίσως να επηρεάσουν είτε την ικανότητα μάθησης είτε την ικανότητα πρόβλεψης του δικτύου. Οι περισσότεροι μελετητές εκτελούν πειράματα για την επιλογή του αριθμό των κόμβων εισόδου, ενώ άλλοι υιοθετούν κάποιες διαισθητικές ή εμπειρικές ιδέες.

2.6.4 Οι αλληλοσυνδέσεις των κόμβων

Η αρχιτεκτονική του δικτύου χαρακτηρίζεται επίσης από τις αλληλοσυνδέσεις των κόμβων στα διάφορα επίπεδα. Οι συνδέσεις μεταξύ των κόμβων προσδιορίζουν αποφασιστικά τη συμπεριφορά του δικτύου. Για τις περισσότερες εργασίες πρόβλεψης όπως και για τις άλλες εφαρμογές, τα δίκτυα είναι πλήρως συνδεδεμένα, καθώς όλοι οι κόμβοι σε κάθε επίπεδο είναι πλήρως συνδεδεμένοι μόνο με τους κόμβους του επόμενου υψηλότερου επιπέδου, με μόνη εξαίρεση το επίπεδο εξόδου. Ωστόσο, είναι πιθανή η ύπαρξη σποραδικά συνδεδεμένων δικτύων ή δικτύων με άμεσες συνδέσεις από τους κόμβους εισόδου προς τους κόμβους εξόδου. Η πρόσθεση άμεσων συνδετικών στοιχείων μεταξύ των επιπέδων εισόδου και εξόδου μπορεί να αποδειχθεί ωφέλιμη για την ακρίβεια πρόβλεψης, αφού τα εν λόγω στοιχεία δύναται να χρησιμοποιηθούν για τη μοντελοποίηση των γραμμικών δομών των δεδομένων και για την ενίσχυση της δύναμης αναγνώρισης του δικτύου.

2.6.5 Η συνάρτηση ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης καλείται επίσης και συνάρτηση μεταφοράς. Προσδιορίζει τη σχέση μεταξύ των εισόδων και εξόδων στους κόμβους και στο δίκτυο. Γενικά, η συνάρτηση ενεργοποίησης εισάγει ένα βαθμό μη γραμμικότητας που είναι πολύτιμος για τις περισσότερες εφαρμογές ΤΝΔ. Θεωρητικά και χωρίς να είμαστε ιδιαίτερα αυστηροί, κάθε διαφορίσιμη συνάρτηση μπορεί να λειτουργήσει ως συνάρτηση ενεργοποίησης. Στην πράξη, χρησιμοποιείται μόνο ένας μικρός αριθμός από συναρτήσεις ενεργοποίησης με «καλή συμπεριφορά» (πεπερασμένες, μονότονα αύξουσες και διαφορίσιμες).

Οι κυριότερες είναι:

1. Η σιγμοειδής (logistic) συνάρτηση:

$$f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$$

2. Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (tanh):

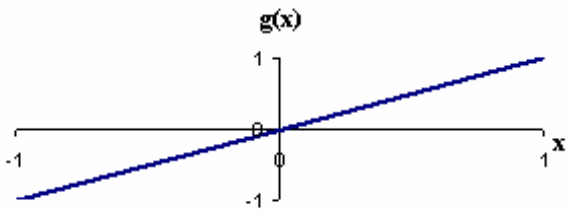
$$f(x) = (\exp(x) - \exp(-x)) / (\exp(x) + \exp(-x))$$

3. Η συνάρτηση ημίτονου ή συνημίτονου:

$$f(x) = \sin(x) \text{ ή } f(x) = \cos(x)$$

4. Η γραμμική συνάρτηση ή ταυτότητα:

$$f(x) = x$$



Σχήμα 2.13: *Η γραμμική συνάρτηση ή ταυτότητα*

Από τις παραπάνω, η συνάρτηση μεταφοράς logistic είναι η δημοφιλέστερη επιλογή. Υπάρχουν ορισμένοι ευριστικοί κανόνες για την επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης. Για παράδειγμα, ορισμένοι ερευνητές προτείνουν τις logistic συναρτήσεις ενεργοποίησης για προβλήματα ταξινόμησης που περιλαμβάνουν μάθηση σχετικά με τη μέση συμπεριφορά και τις συναρτήσεις υπερβολικής εφαπτομένης εάν τα προβλήματα περιλαμβάνουν μάθηση σχετικά με αποκλίσεις από το μέσο όπως τα προβλήματα πρόβλεψης. Ωστόσο, δεν είναι σαφές κατά πόσον διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης επιδρούν σημαντικά στην απόδοση του δικτύου. Γενικά, ένα δίκτυο μπορεί να έχει διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης για διαφορετικούς κόμβους στο ίδιο ή σε διαφορετικά επίπεδα. Εντούτοις σχεδόν όλα τα δίκτυα χρησιμοποιούν τις ίδιες συναρτήσεις ενεργοποίησης ειδικά για τους κόμβους του ιδίου επιπέδου. Αν και στην πλειοψηφία των εφαρμογών χρησιμοποιείται η logistic συνάρτηση ενεργοποίησης για τους κρυμμένους κόμβους, δεν υπάρχει απόλυτη συμφωνία για το είδος της συνάρτησης ενεργοποίησης που πρέπει να χρησιμοποιείται στους κόμβους εξόδου. Αξιοσημείωτο είναι ότι όταν χρησιμοποιούνται μη γραμμικές συναρτήσεις στο επίπεδο εξόδου (logistic, υπερβολικής εφαπτομένης), οι επιθυμητές τιμές εξόδου συνήθως πρέπει να κανονικοποιηθούν ώστε να εναρμονίζονται με την κλίμακα των πραγματικών εξόδων του δικτύου, αφού ο κόμβος εξόδου με τη συνάρτηση logistic ή υπερβολικής εφαπτομένης έχει τυπικό πεδίο [0,1] ή [-1,1] αντίστοιχα. Συμβατικά, η logistic συνάρτηση ενεργοποίησης δείχνει κατάλληλη για τους κόμβους εξόδου για πολλά προβλήματα ταξινόμησης όπου οι επιθυμητές τιμές είναι συχνά δυαδικές. Ωστόσο, για ένα πρόβλημα

πρόβλεψης που περιλαμβάνει συνεχείς επιθυμητές τιμές, είναι λογικό να χρησιμοποιηθεί η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης για τους κόμβους εξόδου. Αξιοσημείωτο είναι ότι τα feedforward νευρωνικά δίκτυα με γραμμικούς κόμβους εξόδου υπόκεινται στον περιορισμό ότι δεν μπορούν να μοντελοποιήσουν χρονοσειρές που περιέχουν τάση (trend). Συνεπώς, για αυτού του είδους νευρωνικά δίκτυα, απαιτείται προ-διαφοροποίηση ώστε να εξαλειφθούν οι τάσεις. Μέχρι σήμερα δεν έχει διερευνηθεί η συγκριτική απόδοση της χρήσης γραμμικών και μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης για τους κόμβους εξόδου και δεν έχουν καταγραφεί εμπειρικά αποτελέσματα για την υποστήριξη ιδιαίτερης προτίμησης σε καμία εκ των δύο.

2.6.6 Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου αποτελεί ένα μη γραμμικό πρόβλημα ελαχιστοποίησης χωρίς περιορισμούς, στο οποίο τα συναπτικά βάρη του δικτύου τροποποιούνται επαναληπτικά ώστε να ελαχιστοποιήσουν το ολικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα, μεταξύ των επιθυμητών και των πραγματικών τιμών εξόδου, για όλους τους κόμβους εξόδου και όλα τα υποδείγματα εισόδου. Η ύπαρξη πολλών διαφορετικών μεθόδων βελτιστοποίησης παρέχει διάφορες επιλογές για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Την τρέχουσα περίοδο, δεν υπάρχει αλγόριθμος ο οποίος να εγγυάται τη γενική βέλτιστη λύση για ένα γενικό μη γραμμικό πρόβλημα βελτιστοποίησης σε λογική χρονική διάρκεια. Έτσι όλοι οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης στην πράξη αναπόφευκτα πάσχουν από τα τοπικά προβλήματα βελτιστοποίησης και ό,τι καλύτερο μπορεί να γίνει στον τομέα αυτό είναι η χρήση των διαθέσιμων μεθόδων βελτιστοποίησης που παρέχουν το "καλύτερο" τοπικό βέλτιστο, εάν η πραγματική γενική λύση είναι αδύνατο να επιτευχθεί. Η πιο δημοφιλής μέθοδος εκπαίδευσης είναι ο αλγόριθμος backprobagation ο οποίος αποτελεί ουσιαστικά μια μέθοδο μέγιστης κατάβασης (gradient steepest descent method). Για τον αλγόριθμο μέγιστης κατάβασης πρέπει να προσδιοριστεί ένα μέγεθος βήματος, το οποίο καλείται συντελεστής μάθησης (learning rate) στην ορολογία ΤΝΔ. Ο συντελεστής μάθησης είναι αποφασιστικής σημασίας για τον αλγόριθμο μάθησης backpropagation αφού καθορίζει το μέγεθος των μεταβολών στα βάρη. Είναι ευρέως γνωστό ότι η μέθοδος της μέγιστης κατάβασης έχει τα μειονεκτήματα της αργής σύγκλησης, ανεπάρκειας και έλλειψη ευρωστίας. Επιπλέον είναι πολύ ευαίσθητη στην επιλογή του συντελεστή μάθησης. Μικρότεροι συντελεστές τείνουν να επιβραδύνουν τη διαδικασία μάθησης, ενώ μεγαλύτεροι συντελεστές μπορεί να προκαλέσουν ταλάντωση του δικτύου στο χώρο των βαρών. Ένας τρόπος βελτίωσης της πρότυπης μεθόδου μέγιστης κατάβασης είναι να συμπεριληφθεί μια πρόσθετη παράμετρος *ορμής* (*momentum),* ώστε να είναι εφικτοί μεγαλύτεροι συντελεστές μάθησης, με αποτέλεσμα την ταχύτερη σύγκλιση και παράλληλα τη μείωση της τάσης για ταλάντωση. Το σκεπτικό της εισαγωγής της ορμής είναι να πραγματοποιηθεί η επόμενη αλλαγή βάρους στην ίδια κατεύθυνση με την προηγούμενη. Η πρότυπη τεχνική backpropagation με ορμή χρησιμοποιείται από τους

περισσότερους ερευνητές. Εφόσον υπάρχουν λίγοι συστηματικοί τρόποι επιλογής του συντελεστή μάθησης και της ορμής ταυτόχρονα, οι "καλύτερες" τιμές αυτών των παραμέτρων μάθησης επιλέγονται συνήθως μέσω πειραματισμών. Καθώς ο ρυθμός μάθησης και η ορμή είναι δυνατό να πάρουν οποιαδήποτε τιμή μεταξύ 0 και 1, είναι πρακτικά αδύνατο να πραγματοποιηθεί εξαντλητική έρευνα για την εύρεση των καλύτερων συνδυασμών αυτών των παραμέτρων εκπαίδευσης. Μόνο προεπιλεγμένες τιμές μελετώνται από τους ερευνητές . Για παράδειγμα, οι Sharda και Patil (1992) δοκιμάζουν εννέα συνδυασμούς τριών ρυθμών εκπαίδευσης (0.1, 0.5, 0.9) και τριών τιμών ορμής (0.1, 0.5, 0.9). Γενικά οι παράμετροι εκπαίδευσης διαδραματίζουν αποφασιστικό ρόλο στην απόδοση των ΤΝΔ. Ωστόσο, υπάρχουν αντιφατικά συμπεράσματα σχετικά με τις καλύτερες παραμέτρους μάθησης, γεγονός το οποίο κατά τη γνώμη μας οφείλεται στην ανεπάρκεια και στην έλλειψη ευρωστίας του αλγόριθμου μέγιστης κατάβασης.

Εξαιτίας της ανεπάρκειας του συμβατικού αλγορίθμου backpropagation, έχουν προταθεί αρκετές διαφοροποιήσεις ή τροποποιήσεις του backpropagation, όπως η προσαρμοστική μέθοδος, η quickprop και μέθοδοι δεύτερης τάξης. Η τελευταία είναι η πιο αποτελεσματική μη γραμμική μέθοδος βελτιστοποίησης και χρησιμοποιείται στα περισσότερα πακέτα βελτιστοποίησης. Τα χαρακτηριστικά που διαθέτει όπως γρηγορότερη σύγκλιση, ευρωστία και η ικανότητα εύρεσης καλού τοπικού ελαχίστου την καθιστούν δημοφιλή στην εκπαίδευση των ΤΝΔ. Προσφάτως ερευνητές, πρότειναν τη χρήση ενός μη γραμμικού βελτιστοποιητή γενικού σκοπού, τον GRG2, στην εκπαίδευση των δικτύων. Τα πλεονεκτήματα του GRG2 έχουν προσδιοριστεί για διάφορα προβλήματα ΤΝΔ. Ο GRG2 αποτελεί ένα ευρέως διαθέσιμο λογισμικό βελτιστοποίησης το οποίο επιλύει μη γραμμικά προβλήματα βελτιστοποίησης χρησιμοποιώντας τη γενικευμένη μειωμένη μέθοδο της μέγιστης κατάβασης (reduced gradient method). Με τον GRG2 δεν είναι αναγκαία η επιλογή παραμέτρων μάθησης όπως ο συντελεστής μάθησης και η ορμή. Εν αντιθέσει, ένα διαφορετικό σύνολο παραμέτρων, όπως τα κριτήρια τερματισμού, η διαδικασία αναζήτησης κατεύθυνσης και τα όρια των μεταβλητών, πρέπει να προσδιοριστούν και είναι δυνατό να τεθούν ως προκαθορισμένες τιμές. Ένα ακόμη σχετικό ζήτημα στην εκπαίδευση των ΤΝΔ είναι ο προσδιορισμός μιας αντικειμενικής συνάρτησης ή συνάρτησης κόστους. Συνήθως χρησιμοποιούνται οι SSE και MSE, αφού ορίζονται σε σχέση με τα σφάλματα. Άλλες αντικειμενικές συναρτήσεις όπως του μεγίστου αποτελέσματος, κέρδους ή ωφέλειας μπορεί να είναι πιο κατάλληλες για προβλήματα οικονομικής πρόβλεψης. Η επιλογή μιας συνάρτησης κόστους μπορεί να επηρεάσει σημαντικά την απόδοση πρόβλεψης του δικτύου εάν ο αλγόριθμος μάθησης (backpropagation) και άλλες παράμετροι του δικτύου είναι αμετάβλητες. Συνεπώς, ένας πιθανός τρόπος άμεσης αντιμετώπισης της τελικής αντικειμενικής συνάρτησης είναι η αλλαγή του αλγόριθμου αναζήτησης από backpropagation σε γενετικούς αλγόριθμους, ή προσομοιωμένη ανόπτηση (simulated annealing) και άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης οι οποίες επιτρέπουν αναζήτηση σε αυθαίρετες συναρτήσεις χρησιμότητας.

2.6.7 Κανονικοποίηση των δεδομένων

Οι μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης όπως η συνάρτηση logistic περιορίζουν την πιθανή έξοδο ενός κόμβου στο διάστημα (0,1) ή (-1,1). Η κανονικοποίηση των δεδομένων συνήθως εκτελείται πριν την έναρξη της διαδικασίας εκπαίδευσης. Όπως προαναφέρθηκε, όταν μη γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς χρησιμοποιούνται στους κόμβους εξόδου, οι επιθυμητές τιμές εξόδου πρέπει να μετασχηματίζονται στο πεδίο τιμών των πραγματικών εξόδων του δικτύου. Ακόμη κι αν χρησιμοποιείται μια γραμμική συνάρτηση μεταφοράς εξόδου μπορεί να είναι ωφέλιμο να τυποποιηθούν οι έξοδοι όπως και οι είσοδοι για την αποφυγή υπολογιστικών προβλημάτων, την ικανοποίηση των απαιτήσεων του αλγορίθμου και τη διευκόλυνση της μάθησης του δικτύου.

Παρακάτω συνοψίζονται τέσσερις μέθοδοι για την κανονικοποίηση των εισόδων:

1. ***Κανονικοποίηση along channel:*** Ως δίοδος (channel) χαρακτηρίζεται ένα σύνολο στοιχείων στην ίδια θέση για όλα τα διανύσματα εισόδου στο σύνολο εκπαίδευσης ή δοκιμής. Δηλαδή, κάθε δίοδος μπορεί να θεωρηθεί ως "ανεξάρτητη" μεταβλητή εισόδου. Η κανονικοποίηση along channel εκτελείται από στήλη προς στήλη εάν τα διανύσματα εισόδου τοποθετηθούν σε μαθηματικό πίνακα. Με άλλα λόγια, κανονικοποιεί κάθε μεταβλητή εισόδου ατομικά.
2. ***Κανονικοποίηση across channel:*** Ο εν λόγω τύπος κανονικοποίησης εκτελείται για κάθε διάνυσμα εισόδου ατομικά, δηλαδή, η κανονικοποιήση πραγματοποιείται δια μέσου όλων των στοιχείων στο υπόδειγμα δεδομένων.
3. ***Κανονικοποίηση mixed channel:*** Αυτή η μέθοδος, όπως υποδηλώνει και η ονομασία της, χρησιμοποιεί συνδυασμό των κανονικοποιήσεων along και across.
4. ***Εξωτερική κανονικοποίηση:*** Όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης κανονικοποιούνται σε συγκεκριμένο πεδίο τιμών.

Η επιλογή μίας εκ των παραπάνω μεθόδων εξαρτάται συνήθως από τη σύνθεση του διανύσματος εισόδου. Για τα προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών, η εξωτερική κανονικοποίηση αποτελεί τις περισσότερες φορές τη μόνη κατάλληλη διαδικασία κανονικοποίησης. Οι παρελθοντικές (time lagged) παρατηρήσεις από την ίδια πηγή χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές εισόδου και μπορούν να διατηρήσουν τη δομή μεταξύ των διόδων όπως στις αρχικές σειρές. Για τυχαία προβλήματα πρόβλεψης ωστόσο, η μέθοδος που ενδείκνυται είναι η κανονικοποιήση along channel, αφού οι μεταβλητές εισόδου είναι τυπικά οι ανεξάρτητες μεταβλητές που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των εξαρτημένων μεταβλητών.

Για κάθε μία από τις παραπάνω μεθόδους χρησιμοποιούνται οι ακόλουθοι τύποι:

- γραμμικός μετασχηματισμός στο [0,1]: $x_n = (x_0 - x_{\min})/(x_{\max} - x_{\min})$
- γραμμικός μετασχηματισμός στο $[a,b]$: $x_n = (b-a)(x_0 - x_{\min})/(x_{\max} - x_{\min}) + a$
- στατιστική κανονικοποίηση: $x_n = (x_0 - \bar{x})/s$
- απλή κανονικοποίηση: $x_n = x_0 / x_{\max}$

όπου x_n και x_0 είναι τα κανονικοποιημένα και τα αρχικά δεδομένα, x_{min}, x_{max}, $\bar{x}$ και s είναι η ελάχιστη, η μέγιστη, η μέση και η τυπική απόκλιση αντίστοιχα κατά μήκος των στηλών ή των σειρών. Δεν είναι σαφές εάν είναι αναγκαία η κανονικοποίηση των εισόδων, αφού τα συναπτικά βάρη μπορεί να ακυρώσουν την κανονικοποίηση. Υπάρχουν αρκετές μελέτες σχετικά με την επίδραση της κανονικοποίησης των δεδομένων στην μάθηση του δικτύου. Ορισμένοι ερευνητές συμπέραναν ότι γενικά η κανονικοποίηση των δεδομένων είναι ευεργετική, όσον αφορά το ρυθμό ταξινόμησης και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, αλλά τα πλεονεκτήματα ελαττώνονται καθώς αυξάνονται το μέγεθος του δικτύου και του δείγματος. Επιπλέον, η κανονικοποίηση των δεδομένων συνήθως επιβραδύνει τη διαδικασία εκπαίδευσης. Προσφάτως προτάθηκε μια αυτόματη μέθοδο κανονικοποίησης, ο κανόνας gamma learning, που επιτρέπει στο δίκτυο να αυτο-κανονικοποιείται κατά τη διαδικασία μάθησης και εξαλείφει την ανάγκη για κανονικοποίηση των δεδομένων πριν την εκπαίδευση. Η κανονικοποίηση των τιμών εξόδου (targets) είναι συνήθως ανεξάρτητη από την κανονικοποίηση των εισόδων.

2.6.8 Τα δείγματα εκπαίδευσης και δοκιμής

Όπως προαναφέρθηκε, για τη δόμηση ΤΝΔ πρόβλεψης απαιτούνται δείγματα εκπαίδευσης και δοκιμής. **Το δείγμα εκπαίδευσης** χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του μοντέλου ΤΝΔ και **το δείγμα δοκιμής** για την εκτίμηση της ικανότητας πρόβλεψης του μοντέλου. Ορισμένες φορές χρησιμοποιείται επίσης ένα τρίτο δείγμα, **το δείγμα ελέγχου αξιοπιστίας (validation sample)**, ώστε να αποφευχθεί το πρόβλημα υπερεκπαίδευσης ή να προσδιοριστεί το σημείο τερματισμού της διαδικασίας εκπαίδευσης. Είναι συνήθης η χρήση ενός συνόλου δοκιμής εξίσου για σκοπούς ελέγχου αξιοπιστίας και δοκιμής, ιδιαίτερα για μικρά σύνολα δεδομένων. Κατά τη γνώμη μας, η επιλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης και δοκιμής μπορεί να επηρεάσει την απόδοση των ΤΝΔ. Το κυρίαρχο ζήτημα, εδώ, είναι η υποδιαίρεση των δεδομένων στα σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής. Μολονότι δεν υπάρχει γενικός κανόνας λύσης στο εν λόγω πρόβλημα, πρέπει να ληφθούν υπόψη, στην απόφαση, αρκετοί παράγοντες, όπως τα χαρακτηριστικά του προβλήματος, καθώς και

το είδος και το μέγεθος των δεδομένων. Είναι αποφασιστικής σημασίας τόσο το σύνολο εκπαίδευσης όσο και το σύνολο δοκιμής να είναι αντιπροσωπευτικά του δείγματος ή του υποκείμενου μηχανισμού. Ακατάλληλος διαχωρισμός των συνόλων εκπαίδευσης και δοκιμής θα επηρεάσει την επιλογή της βέλτιστης δομής ΤΝΔ και την εκτίμηση της προγνωστικής απόδοσης του ΤΝΔ. Οι έρευνες που έχουν διεκπεραιωθεί προσφέρουν ελάχιστη καθοδήγηση στην επιλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης και δοκιμής. Οι περισσότεροι μελετητές επιλέγουν βάσει των κανόνων 90% έναντι 10%, 80% έναντι 20% ή 70% έναντι 30% κτλ. Ορισμένοι επιλέγουν βάσει του προβλήματος που μελετάται. Ένας ακόμη σχετικός παράγοντας είναι το μέγεθος του δείγματος. Δεν υπάρχει συγκεκριμένος κανόνας για τις απαιτήσεις του μεγέθους δείγματος για κάθε πρόβλημα. Η ποσότητα των δεδομένων για την εκπαίδευση του δικτύου εξαρτάται από τη δομή του δικτύου, τη μέθοδο εκπαίδευσης και την πολυπλοκότητα του εκάστοτε προβλήματος ή την ποσότητα του θορύβου στα διαθέσιμα δεδομένα. Γενικά, όπως σε κάθε στατιστική προσέγγιση, το μέγεθος δείγματος σχετίζεται στενά με την απαιτούμενη ακρίβεια του προβλήματος. Όσο μεγαλύτερο το μέγεθος δείγματος, τόσο πιο ακριβή θα είναι τα αποτελέσματα. Έχει καταγραφεί σε ερευνητικές μελέτες ότι καθώς αυξάνεται το μέγεθος, τα ΤΝΔ πρόβλεψης αποδίδουν καλύτερα.

Δεδομένου ενός συγκεκριμένου επιπέδου ακρίβειας, ένα μεγαλύτερο δείγμα απαιτείται, καθώς γίνεται πιο πολύπλοκη η υποκείμενη σχέση μεταξύ των εισόδων και εξόδων ή αυξάνεται ο θόρυβος στα δεδομένα. Ωστόσο, στην πραγματικότητα, το μέγεθος του δείγματος περιορίζεται από τη διαθεσιμότητα των δεδομένων. Η ακρίβεια ενός συγκεκριμένου προβλήματος πρόβλεψης μπορεί επίσης να επηρεάζεται από το μέγεθος του δείγματος που χρησιμοποιείται στο σύνολο εκπαίδευσης και/ ή στο σύνολο δοκιμής.

Αξιοσημείωτο είναι ότι στα πραγματικά προβλήματα υπάρχουν όρια για την ακρίβεια που μπορεί να πετύχει κάθε μοντέλο. Για παράδειγμα, εάν θεωρήσουμε μόνο δύο παράγοντες: το θόρυβο των δεδομένων και το υποκείμενο μοντέλο, τότε το όριο ακριβείας ενός γραμμικού μοντέλου όπως το Box-Jenkins καθορίζεται από το θόρυβο στα δεδομένα και από το βαθμό στον οποίο η υποκείμενη συναρτησιακή μορφή είναι μη γραμμική. Με περισσότερες παρατηρήσεις, η ακρίβεια του μοντέλου δε δύναται να βελτιωθεί εάν δεν υπάρχει μη γραμμική δομή στα δεδομένα. Στα ΤΝΔ ο θόρυβος και μόνο καθορίζει το όριο της ακρίβειας εξαιτίας της ικανότητας εκτίμησης γενικής συνάρτησης που έχουν. Με ένα ικανοποιητικά μεγάλο δείγμα, τα ΤΝΔ είναι σε θέση να μοντελοποιήσουν οποιαδήποτε πολύπλοκη δομή των δεδομένων. Επομένως, τα ΤΝΔ ωφελούνται περισσότερο από μεγάλα δείγματα απ' ό,τι τα γραμμικά στατιστικά μοντέλα. Ενδιαφέρον έχει ότι τα ΤΝΔ δεν απαιτούν απαραίτητα μεγαλύτερο δείγμα από εκείνο που χρειάζεται για την καλή απόδοση των γραμμικών μοντέλων. Έχει αποδειχθεί ότι τα μοντέλα πρόβλεψης ΤΝΔ αποδίδουν πολύ καλά ακόμη και με μεγέθη δείγματος μικρότερα του 50, ενώ τα μοντέλα Box-Jenkins απαιτούν συνήθως τουλάχιστον 50 σημεία δεδομένων προκειμένου να δώσουν επιτυχημένη πρόβλεψη.

2.6.9 Κριτήρια απόδοσης

Μολονότι υπάρχουν πολλά κριτήρια απόδοσης για τα ΤΝΔ πρόβλεψης, όπως ο χρόνος μοντελοποίησης και ο χρόνος εκπαίδευσης, **το βασικό και πιο σημαντικό κριτήριο απόδοσης είναι η ακρίβεια της πρόβλεψης**, που μπορεί να επιτευχθεί πέραν των δεδομένων εκπαίδευσης. Ωστόσο, ένα κατάλληλο κριτήριο απόδοσης, για ένα δεδομένο πρόβλημα, δεν είναι πάντα κοινώς αποδεκτό από τους ακαδημαϊκούς και τους επιστήμονες της πρόβλεψης. Ένα κριτήριο απόδοσης, συνήθως, ορίζεται σε σχέση με το σφάλμα πρόβλεψης, το οποίο είναι η διαφορά μεταξύ της πραγματικής (επιθυμητής) και της προβλέψιμης τιμής. Υπάρχουν αρκετά κριτήρια ακρίβειας και το καθένα έχει πλεονεκτήματα και περιορισμούς. Τα πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενα παρουσιάζονται στην επόμενη σελίδα.

- Η μέση απόλυτη απόκλιση (mean absolute deviation MAD) = $\frac{\sum |e_t|}{N}$
- Το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων (sum of squared error SSE) = $\sum (e_t)^2$
- Το άθροισμα των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων (mean squared error MSE) = $\frac{\sum (e_t)^2}{N}$
- Η ρίζα των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων (root mean squared error RMSE) = $\sqrt{MSE}$
- Το μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (mean absolute percentage error MAPE) = $\frac{1}{N}\sum \left|\frac{e_t}{y_t}\right|(100)$

όπου e_t είναι το ατομικό σφάλμα πρόβλεψης, y_t είναι η πραγματική τιμή και N είναι το σύνολο των όρων σφάλματος. Ενδεικτικά αναφέρουμε ότι στη βιβλιογραφία έχουν χρησιμοποιηθεί και άλλα κριτήρια ακριβείας, όπως το μέσο σφάλμα (mean error – ME), η στατιστική μεταβλητή U του Theil (Theil's U-statistic), το μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (median absolute percentage error – MdaPE), το γεωμετρικό μέσο σχετικά απόλυτο σφάλμα (geometric mean relative absolute error – GMRAE), η μέση σχετική διακύμανση (average relative variance – ARV) και το κριτήριο πληροφορίας του Bayes (Bayesian information criterion – BIC). Το MSE είναι το πιο συνηθισμένο μέτρο ακρίβειας, αν και τα πλεονεκτήματα της χρήσης του αμφισβητούνται όταν πρόκειται για την εκτίμηση της σχετικής ακρίβειας μεθόδων πρόβλεψης για διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Επιπλέον, το MSE

ίσως να μην είναι κατάλληλο για τη δόμηση ενός μοντέλου ΤΝΔ με δείγμα εκπαίδευσης, αφού αγνοεί τις σημαντικές πληροφορίες σχετικά με το νούμερο των παραμέτρων (συναπτικά βάρη), τις οποίες το μοντέλο πρέπει να υπολογίσει. Από τη σκοπιά της στατιστικής, καθώς ο αριθμός των υπολογισμένων παραμέτρων του μοντέλου αυξάνεται, οι βαθμοί ελευθερίας για το ολικό μοντέλο μειώνονται, αυξάνοντας έτσι την πιθανότητα υπερεκπαίδευσης στο δείγμα εκπαίδευσης. Μια βελτιωμένη έκδοση του MSE, για το μέρος της εκπαίδευσης, είναι το συνολικό άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων διαιρεμένο με τους βαθμούς ελευθερίας, που είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων μείον τον αριθμό των συναπτικών βαρών και σταθερών βαρών.

2.7 Εφαρμογες των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα, λόγω του ότι βασίζονται στους νεύρωνες, στις διασυνδέσεις τους και στις συναρτήσεις μεταφοράς, εμφανίζουν ομοιότητες μεταξύ των διαφορετικών δομών και αρχιτεκτονικών τους. Η πλειάδα των παραλλαγών τους, πηγάζει από τους διαφορετικούς κανόνες μάθησης και τους τρόπους που αυτοί τροποποιούν την τοπολογία των δικτύων. Παρακάτω, παρατίθενται πέντε (5) κατηγορίες νευρωνικών δικτύων στις οποίες ανήκουν οι περισσότερες εφαρμογές. Ο διαχωρισμός αυτός δεν είναι αποκλειστικός, απλά βοηθά να ξεκαθαρίσουμε την σύγχυση σε ότι αφορά τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές και την καταλληλότητα της κάθε μίας (για συγκεκριμένες εφαρμογές).

Έτσι, λοιπόν, έχουμε νευρωνικά δίκτυα για:

- Πρόβλεψη
- Ταξινόμηση
- Συσχετισμό δεδομένων
- Αντίληψη δεδομένων
- Φιλτράρισμα δεδομένων

Τα νευρωνικά δίκτυα, μεταβάλλονται καθώς περνούν από το πεδίο της ακαδημαϊκής έρευνας στον πραγματικό κόσμο, όπου οι χρήστες θέλουν απλά να κάνουν την δουλειά τους με αυτά τα εργαλεία. Πολλά από τα δίκτυα που χρησιμοποιούνται είναι αρκετά ακριβή, αλλά οι χρήστες δεν είναι απόλυτα ικανοποιημένοι, τις περισσότερες φορές, γιατί επιθυμούν να έχουν διαθέσιμα εργαλεία τα οποία θα λύνουν τα προβλήματα στο έπακρο. Τα δίκτυα που υπάρχουν, όμως, έχουν ακρίβεια 85- 90% και οι εφαρμογές που ανέχονται τόσο μεγάλο σφάλμα είναι λίγες.

Οι κυριότεροι τομείς όπου τα νευρωνικά δίκτυα βρίσκουν εφαρμογή, είναι:

- Η επεξεργασία γλώσσας (μετατροπή προφορικού λόγου σε γραπτό, φωνητικές εντολές, αυτόματη μετάφραση ή αντιγραφή, αναγνώριση φωνής, βοηθήματα σε κωφούς ή σε άτομα με ειδικές ικανότητες)
- Αναγνώριση χαρακτήρων (μετατροπή χειρόγραφων, υπογραφών κ.ά. σε ηλεκτρονική μορφή)
- Συμπίεση εικόνων/ δεδομένων (συμπίεση και αποσυμπίεση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο)
- Αναγνώριση προτύπων (επεξεργασία - προγραμματισμός αισθητήρων/ ανιχνευτών, έλεγχος ποιότητας, διαγνώσεις στην ιατρική)
- Επεξεργασία σήματος
- Έλεγχος πολύπλοκων συστημάτων
- Οικονομία

Αφού τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ καλά στο να αναγνωρίζουν τάσεις και πρότυπα στα δεδομένα, είναι πολύ καλά σε τομείς πρόβλεψης όπως:

- Πρόβλεψη πωλήσεων/ ζήτησης
- Πρόβλεψη τιμών ακινήτων
- Βιομηχανικός έλεγχος διαδικασιών
- Έρευνα πελατών
- Επικύρωση στοιχείων
- Διαχείριση κινδύνου
- Marketing

Υπάρχει και η δυνατότητα χρήσης των νευρωνικών δικτύων στον εντοπισμό πόρων και στον προγραμματισμό. Επίσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην προσπέλαση βάσεων δεδομένων, δηλαδή στον εντοπισμό συγκεκριμένων στοιχείων από τα δεδομένα που υπάρχουν αποθηκευμένα σε μία βάση.

Υπάρχουν και κάποιες άλλες εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε τομείς της οικονομίας. Η διαδικασία έγκρισης δανείου σε δανειολήπτες, περιλαμβάνει την συμπλήρωση διάφορων εντύπων τα οποία θα βοηθήσουν τον υπεύθυνο να αποφασίσει. Τα δεδομένα από αυτά τα έντυπα, που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά το παρελθόν, χρησιμοποιούνται για να εκπαιδευτεί ένα δίκτυο έτσι ώστε να είναι σε θέση να δώσει θετική ή αρνητική απάντηση για την χορήγηση ενός δανείου. Πιστωτικά ιδρύματα χρησιμοποιούν παρόμοιες τεχνικές οπισθόδρομης διάδοσης για να καθορίσουν πιστωτικά όρια και πιστωτικούς κινδύνους.

Στον τομέα του άμεσου marketing, εφαρμόζονται νευρωνικά δίκτυα σε βάσεις δεδομένων, έτσι ώστε να αυξηθούν οι τηλεφωνικές παραγγελίες, μειώνοντας τα τηλεφωνήματα σε ακατάλληλες ώρες, για συγκεκριμένες πληθυσμιακές ομάδες.

Ειδικότερα, τα προβλήματα πρόβλεψης μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες. Σε προβλήματα ταξινόμησης και σε προβλήματα παλινδρόμησης. Στην ταξινόμηση, το ζητούμενο είναι να αποφανθούμε σε ποιά από ορισμένες διακριτές ομάδες ανήκουν οι διατάξεις δεδομένων εισόδου. Οι εφαρμογές

έχουν να κάνουν με εκχώρηση ή όχι πίστωσης, με εντοπισμό ασθενειών, αναγνώριση υπογραφής. Σε όλες αυτές τις περιπτώσεις η έξοδος είναι μία καθαρά μονοσήμαντη μεταβλητή. Οι πιο γνωστές περιπτώσεις, είναι αυτές όπου οι διαφορετικές κλάσεις είναι δύο, αλλά η επίλυση προβλημάτων με περισσότερες κλάσεις είναι επίσης εφικτή.

Στα προβλήματα παλινδρόμησης, ο στόχος είναι να προβλέψουμε την τιμή μιας συνεχούς μεταβλητής, όπως είναι η τιμή μιας μετοχής για την επόμενη μέρα, η κατανάλωση καυσίμου ενός αυτοκινήτου, τα έσοδα του επόμενου χρόνου και άλλα. Σε αυτές τις περιπτώσεις η έξοδος είναι μία απλή αριθμητική τιμή.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων με χρήση Μοντέλων Πρόβλεψης: γενικές πληροφορίες από σχετικά άρθρα

3.1 Νευρωνικά Δίκτυα για τη Μαζική Αξιολόγηση Ακίνητης Περιουσίας

3.1.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το άρθρο παρουσιάζεται μια μέθοδος, για την μαζική αξιολόγηση, που είναι βασισμένη εξ' ολοκλήρου στην εκτίμηση των διαφορών αξίας μεταξύ των ακινήτων. Η διαφορά αξίας, μεταξύ δύο ακινήτων, υπολογίζεται από τον πολλαπλασιασμό των διαφορών στα χαρακτηριστικά που εξετάζονται με οριακούς ρυθμιστικούς παράγοντες για αυτά τα χαρακτηριστικά. Οι οριακές ρυθμίσεις που χρησιμοποιούνται σε αυτήν την μέθοδο υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ειδικά προγράμματα υπολογιστών που εγκαθιδρύουν ένα δίκτυο από πολύ απλές λειτουργικές μονάδες. Κάθε μονάδα μετασχηματίζει την εισοδό της, σύμφωνα με την ίδια σύνδεση, με αποτέλεσμα μια έξοδο. Η είσοδος μπορεί να προέλθει εξωτερικά του δικτύου (μονάδα εισόδου) ή από άλλες μονάδες μέσα στο δίκτυο. Το κατά πόσο η έξοδος μιας μονάδας συμβάλλει στην εισαγωγή μιας άλλης μονάδας είναι ελεγχόμενο από τα βάρη. Ο καθορισμός αυτών των βαρών γίνεται με την ''κατάρτιση'' του δικτύου. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, για την αξιολόγηση, μπορεί να εκπαιδευθεί με τα σχέδια των χαρακτηριστικών των ακινήτων και της αγοραστικής αξίας αυτών. Η κατάρτιση του δικτύου μπορεί να θεωρηθεί ως ανάλυση αγοράς, μαζί με τα διαθέσιμα στοιχεία πωλήσεων. Η ανάλυση αγοράς είναι ένα ουσιαστικό μέρος κάθε διαδικασίας μαζικής αξιολόγησης. Η ανάλυση αγοράς, που χρησιμοποιεί τα νευρωνικά δίκτυα, παρέχει, ουσιαστικά, περισσότερα στοιχεία στη διαδικασία αξιολόγησης από άλλες μεθόδους της ανάλυσης αγοράς.

3.1.2 Μαζική Αξιολόγηση

Ορισμός: Η μαζική αξιολόγηση μπορεί να οριστεί ως μια διαδικασία αξιολόγησης μιας σειράς ακινήτων για συγκεκριμένη ημερομηνία, με έναν τρόπο που παρέχει την αντικειμενικότητα, τη δικαιοσύνη και τη δυνατότητα για στατιστική δοκιμή.

Τα περισσότερα συστήματα μαζικής αξιολόγησης χρησιμοποιούν την πολλαπλή ανάλυση οπισθοδρόμησης (MRA) για την εξέταση των στοιχείων αγοράς. Το γραμμικό μοντέλο που δημιουργείται, μπορεί να χρησιμοποιηθεί άμεσα για την αξιολόγηση και για να παρέχει πληροφορίες σε έναν άλλο τύπο μοντέλου αξιολόγησης ή στον ανθρώπινο εκτιμητή. Η μαζική αξιολόγηση μπορεί να είναι απαραίτητη για διαφορετικούς αντικειμενικούς στόχους. Η φορολογία της ακίνητης περιουσίας είναι ένας από τους

σημαντικότερους, καθώς αποτελεί πηγή για τα δημοτικά οικονομικά μέσα. Για φορολογικούς λόγους, οι εκτιμήσεις αξίας πρέπει να είναι μια δίκαιη βάση για την επιβολή των φόρων: για συγκρίσιμα αντικείμενα πρέπει να καταβληθούν ίδια ποσά. Λόγω αυτής της απαίτησης για δικαιοσύνη, η αξιολόγηση για φορολογικούς λόγους μπορεί να ολοκληρωθεί καλύτερα με την εφαρμογή ενός μοντέλου αξιολόγησης απ' ότι με τις ιδιαίτερες αξιολογήσεις από έναν ανθρώπινο εκτιμητή. Οποιοδήποτε πρόγραμμα μαζικής αξιολόγησης, εντούτοις, προκαλεί υψηλές δαπάνες και γι'αυτό τον λόγο ο αριθμός προγραμμάτων θα ελαχιστοποιηθεί. Στις Κάτω Χώρες, παραδείγματος χάριν, η μαζική αξιολόγηση της ακίνητης περιουσίας, για το δημοτικό φόρο, πραγματοποιείται μιά φορά κάθε 5 έτη (στο μέλλον, μιά φορά κάθε 4 έτη). Σε άλλες χώρες, μερικές φορές, οι αξιολογήσεις χρησιμοποιούνται περισσότερο από 5 έτη πριν από την επιβολή του φόρου. Αυτό μπορεί να προκαλέσει συγχυση στον φορολογούμενο, σε μια περίοδο ισχυρής ανάπτυξης στην αγορά ακίνητων περιουσιών.

Μια άλλη εφαρμογή των εκτιμήσεων αξίας αγοράς, είναι ο έλεγχος των εξελίξεων στην ακίνητη περιουσία. Αυτός ο έλεγχος μπορεί να είναι σημαντικός για την προετοιμασία της αστικής πολιτικής (φυσικός προγραμματισμός, στέγαση, οικονομική πολιτική κ.λπ.). Κατά τη χρησιμοποίηση των εκτιμήσεων αξίας, για την παρακολούθηση των εξελίξεων, τα στοιχεία πρέπει να είναι ενημερωμένα και η περίοδος μεταξύ των επιτυχημένων προγραμμάτων αξιολόγησης δεν πρέπει να είναι πάρα πολύ μεγάλη. Για την παρακολούθηση των εξελίξεων, είναι επίσης ουσιαστικό ότι όλα τα σήματα από την αγορά ακίνητων περιουσιών πρέπει να ανακαλύπτονται όσο το δυνατόν αμεσότερα και να μην εξαφανίζονται στη γενικότητα του μοντέλου για την ανάλυση αγοράς (Kathmann, 1989).

Μια μέθοδος αξιολόγησης, που είναι σε θέση να ερμηνεύσει την εξέλιξη της αγοράς στις εκτιμήσεις αξίας για όλες τις περιουσίες με το λιγότερο δυνατό κόστος, μέσω της περαιτέρω αυτοματοποίησης, είναι ικανή να ελαττώσει την περίοδο μεταξύ των επιτυχημένων προγραμμάτων αξιολόγησης. Αυτό είναι ένα πλεονέκτημα και στις δύο εφαρμογές.

Φυσικά, ένα από τα σημαντικότερα τμήματα δαπανών, η έρευνα για όλα τα αντικειμενικά χαρακτηριστικά , παραμένει.

3.1.3 Ανάλυση Αγοράς

Η αξιολόγηση υπολογίζει μια δίκαιη τιμή, που μπορεί να επηρεαστεί για εκείνο το αντικείμενο στην αγορά. Επομένως, είναι ουσιαστικό ότι οι τιμές πωλήσης στις συναλλαγές μεταξύ των λογικών συμβαλλόμενων μερών, σχετικά με τα διάφορα είδη ακινήτων, αναλύονται. Κατά την προετοιμασία μιας συναλλαγής ή κατά την αξιολόγηση μιας ενιαίας ιδιοκτησίας, η ανάλυση αγοράς θα αποτελείται από την εξέταση μερικών αντικειμένων στα άμεσα περίχωρα που είναι συγκρίσιμα και που έχουν πωληθεί πρόσφατα.

Για την ανάλυση αγοράς σε προγράμματα μαζικής αξιολόγησης, δύο κύριες προσεγγίσεις μπορούν να διακριθούν. **Η πρώτη προσέγγιση**, είναι να συναχθούν τα αντικείμενα αναφοράς από τα στοιχεία πωλήσεων. Αυτά τα

αντικείμενα χρησιμοποιούνται ως παραδείγματα κατά τον υπολογισμό της αξίας των άλλων ακινήτων. Αυτό το δίκτυο αντικειμένων αναφοράς, μπορεί να συναρμολογηθεί χρησιμοποιώντας αντικείμενα για τα οποία οι τιμές συναλλαγής είναι γνωστές. Αυτές οι τιμές συναλλαγής πρέπει να έχουν ελεγχθεί για τις περιστάσεις στις οποίες οι συναλλαγές πραγματοποιήθηκαν, καθώς επίσης και για τις σχέσεις με τις τιμές πωλήσης του ίδιου αντικειμένου ή άλλων. Το δίκτυο αναφοράς μπορεί επίσης να περιέχει αντικείμενα για τα οποία καμία τιμή συναλλαγής δεν είναι γνωστή, αλλά μόνο μια ακριβής εκτίμηση αξίας βασισμένη σε μια σύγκριση με τα διαθέσιμα στοιχεία αγοράς. Το είδος του δικτύου αναφοράς που πρέπει να χρησιμοποιηθεί εξαρτάται, πρώτιστα, από τον αριθμό των διαθέσιμων στοιχείων πωλήσεων. Ο καθορισμός ενός δικτύου αναφοράς είναι η προσέγγιση που χρησιμοποιείται συχνότερα στις Κάτω Χώρες για προγράμματα μαζικής αξιολόγησης. Ένα μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης, στην ανάλυση αγοράς, είναι το γεγονός ότι παράγει μόνο αντικείμενα για σύγκριση. Ποιά ζευγάρια των αντικειμένων πρέπει να συγκριθούν και ποιές διορθώσεις πρέπει να γίνουν μεταξύ του αντικειμένου που αξιολογείται και του αντικειμένου αναφοράς, είναι κάτι που δεν καθορίζεται κατά τη διάρκεια αυτής της ανάλυσης αγοράς. **Η δεύτερη προσέγγιση**, είναι να καθοριστεί ένα μοντέλο για το συσχετισμό μεταξύ των αντικειμενικών χαρακτηριστικών και της τιμής συναλλαγής ή της αγοραστικής αξίας. Αυτά τα μοντέλα, μπορεί να διαφέρουν πολύ στον αριθμό των αντικειμενικών χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται και στην πολυπλοκότητα τους (μόνο γραμμικές ή μη γραμμικές εξισώσεις). Στις ΗΠΑ, η οικοδόμηση και η επικύρωση αυτού του είδους μοντέλων είναι ιδιαίτερα αναπτυγμένη και ρυθμισμένη. Κάποιος προσπαθεί να δημιουργήσει ένα μοντέλο για ολόκληρη την περιοχή που αξιολογείται. Όταν τα αντικειμενικά χαρακτηριστικά τίθενται στο μοντέλο, για κάθε ένα από τα αντικείμενα για τα οποία η τιμή συναλλαγής είναι γνωστή, το αποτέλεσμα πρέπει να είναι μια εκτίμηση αξίας πολύ κοντινή στην τιμή συναλλαγής. Η τελική εκτίμηση αξίας καθορίζεται από το μοντέλο και μπορεί να διαφέρει (λόγω της αναπόφευκτης ασυνέπειας μεταξύ μοντέλου και πραγματικότητας) από την αξία αγοράς.

Ένα μειονέκτημα αυτού του μοντέλου, που βασίζεται στην ανάλυση αγοράς, είναι το γεγονός ότι η ανάλυση δεν συνδέεται με τον τρόπο που η αγορά λειτουργεί.

Στην αγορά, η τιμή αποφασίζεται ως αποτέλεσμα του πιθανού αγοραστή, που καθορίζει τη χρησιμότητα ενός αντικειμένου και συγκρίνει αυτήν την χρησιμότητα με άλλων αντικειμένων για τα οποία γνωρίζει μια τιμή αγοράς. Παρά το συνήθως υψηλό επίπεδο πολυπλοκότητας αυτών των μοντέλων, δεν είναι ποτέ ικανά να προσεγγίσουν τη χρησιμότητα και την αξία των αντικειμένων (ακριβώς, ανάλογα με τις ανάγκες) και να εξηγήσουν τις διαφορές (στη χρησιμότητα και την αξία) μεταξύ των ζευγαριών αυτών.

Λόγω των προαναφερθέντων μειονεκτημάτων, μια άλλη μέθοδος που χρησιμοποιείται σε προγράμματα μαζικής αξιολόγησης μελετάται. Σε αυτήν την μέθοδο, η ανάλυση αγοράς γίνεται, κυρίως, με τον υπολογισμό (με συστηματικό τρόπο) των διαφορών αξίας μεταξύ των αντικειμένων. Αυτή η προσέγγιση καθιστά εφικτό οι εκτιμήσεις αξίας να είναι ίσες με τις τιμές συναλλαγής, εφαρμόζοντας ένα μοντέλο που εγγυάται τη δικαιοσύνη των

εκτιμήσεων αξίας. Οι τιμές πωλήσης πρέπει να εξεταστούν, ούτως ώστε να βεβαιώσουν την ικανοποιητική ομοιότητα για συγκρίσιμα αντικείμενα. Αυτή η ομοιότητα είναι πολύ σημαντική κατά τη χρησιμοποίηση των εκτιμήσεων αξίας (για φορολογικούς λόγους).

3.1.4 Οριακές Ρυθμίσεις

Επειδή η μέθοδος είναι βασισμένη, εξ' ολοκλήρου, στην εκτίμηση των διαφορών αξίας μεταξύ των ακινήτων, ο υπολογισμός αυτών των διαφορών αξίας πρέπει να μοντελοποιηθεί. Η διαφορά αξίας μεταξύ δύο ακινήτων (με άγνωστη αξία) υπολογίζεται από τον πολλαπλασιασμό των διαφορών στα χαρακτηριστικά που εξετάζονται με τους οριακούς παράγοντες ρύθμισης (για εκείνα τα χαρακτηριστικά). Ο οριακός παράγοντας ρύθμισης διαδραματίζει έναν ουσιαστικό ρόλο στη μέθοδο που περιγράφεται.

Αυτή η οριακή ρύθμιση έκφρασης, μπορεί να προσεγγιστεί ως η ποσότητα που πρέπει να προστεθεί στην αγοραστική αξία ενός αντικειμένου, όταν αυξάνεται η αξία ενός χαρακτηριστικού κατά μια μονάδα, ενώ τα άλλα χαρακτηριστικά παραμένουν σταθερά. Όταν, για ένα συγκεκριμένο ακίνητο, ο οριακός παράγοντας ρύθμισης για τη χαρακτηριστική περιοχή πατωμάτων είναι 500 ευρωπαϊκές λογιστικές μονάδες (ECU)I/mz, πράγμα που σημαίνει ότι το ακίνητο θα είχε μια αξία υψηλότερη, κατά 500 ECU, εάν ήταν 1 τετραγωνικό μέτρο μεγαλύτερο. Σύμφωνα με την οικονομική θεωρία και τα εμπειρικά στοιχεία, η οριακή ρύθμιση μειώνεται όταν η αξία εκείνου του χαρακτηριστικού αυξάνεται (Kathmann, 1990).

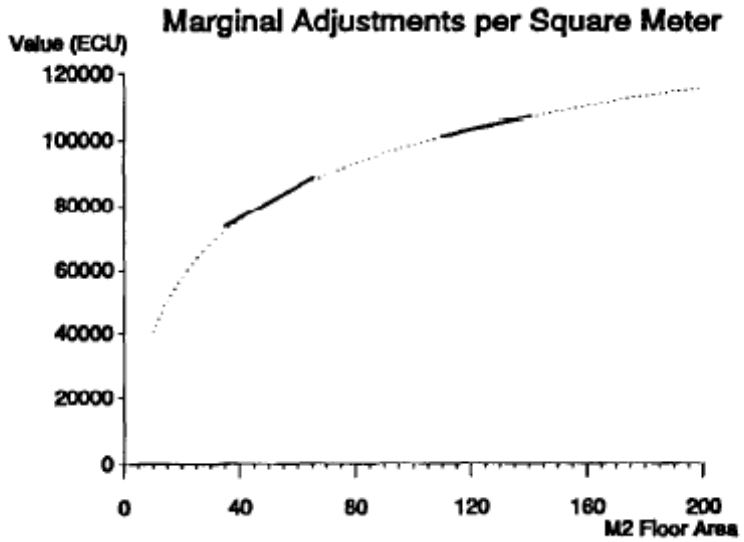
Το σχήμα 3.1, παρουσιάζει ένα παράδειγμα με μια οριακή ρύθμιση 500 ECU (από 80.000 έως 80.500), για μια αύξηση από 50 σε 51 τετραγωνικά μέτρα και 200 ECU (από 105.000 έως 105.200), για μια αύξηση από 125 σε 126 τετραγωνικά μέτρα.

Δεν έχουν όλα τα χαρακτηριστικά συνεχείς τιμές και δεν μπορούν να επιδειχθούν σε ένα τέτοιο διάγραμμα. Ο οριακός παράγοντας ρύθμισης, για ένα ορισμένο χαρακτηριστικό, εξαρτάται όχι μόνο από το πραγματικό μέγεθος του, αλλά και απ' όλα τα άλλα χαρακτηριστικά του συγκεκριμένου ακινήτου. Εάν ένα ακίνητο απαιτεί λίγα για την συντήρηση του, η αύξηση της αξίας του για ένα πρόσθετο τετραγωνικό μέτρο θα είναι λιγότερη απ' ότι εάν απαιτεί πολλά για την συντήρηση του.

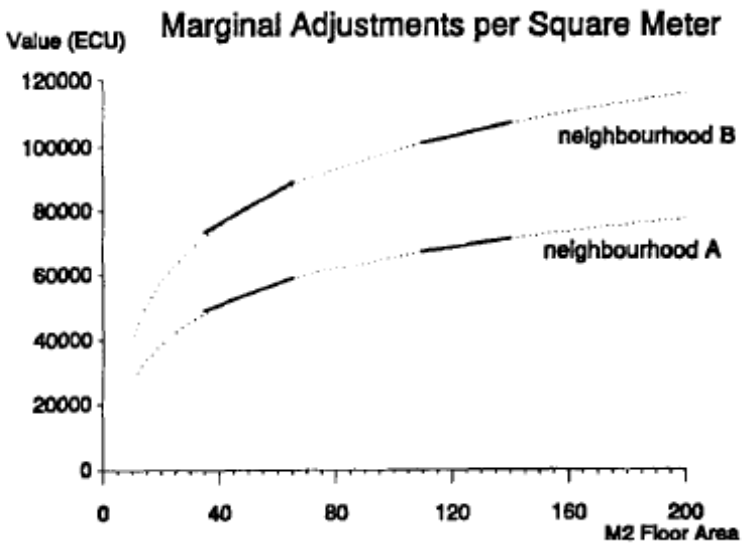
Στο σχήμα 3.2, διαφορετικοί οριακοί παράγοντες ρύθμισης (και διαφορετικές αξίες) παρουσιάζονται για ακίνητα σε διαφορετικές γειτονιές, αλλά με όλα τα άλλα χαρακτηριστικά ίδια. Αυτά τα είδη διαγραμμάτων (με το συσχετισμό μεταξύ των οριακών παραγόντων ρύθμισης ενός χαρακτηριστικού και της αξίας ενός άλλου χαρακτηριστικού) μπορούν να γίνουν για κάθε ζευγάρι χαρακτηριστικών.

Έτσι, θεωρητικά, ένας ατελείωτος αριθμός οριακών παραγόντων ρύθμισης πρέπει να εκτιμηθεί για να είναι σε θέση να υπολογίσει τις διαφορές αξίας μεταξύ όλων των ζευγαριών των ακινήτων. Λόγω των διαθέσιμων στοιχείων, οι οριακές ρυθμίσεις υπολογίζονται μόνο για τα ακίνητα που έχουν πωληθεί πρόσφατα.

Ο συνολικός αριθμός οριακών ρυθμίσεων που υπολογίζονται, είναι ίσος με τον αριθμό ακινήτων (των οποίων οι τιμές συναλλαγής είναι διαθέσιμες) πολλαπλασιαζόμενος με τον αριθμό χαρακτηριστικών (που έχουν καταγραφεί για όλα τα ακίνητα). Οι οριακές ρυθμίσεις υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα: δεν ειναι απαραίτητο να καθοριστεί, εκ των προτέρων, ένα μοντέλο για τη σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών και της αντικειμενικής αξίας ή για το συσχετισμό μεταξύ των οριακών παραγόντων ρύθμισης ενός χαρακτηριστικού και της αξίας άλλων χαρακτηριστικών του ακινήτου. Εντούτοις, τα ικανοποιητικά στοιχεία αγοράς (αντικειμενικά χαρακτηριστικά και τιμές πώλησης) είναι ουσιαστικά για την εκπαίδευση του δικτύου.



Σχήμα 3.1: *Παράδειγμα οριακής ρύθμισης*



Σχήμα 3.2: *Διαφορετικοί οριακοί παράγοντες ρύθμισης για ακίνητα σε διαφορετικές γειτονιές*

3.1.5 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ειδικά προγράμματα υπολογιστών, τα οποία εγκαθιδρύουν ένα δίκτυο πολύ απλών λειτουργικών μονάδων ή νευρώνων.

Όλες οι μονάδες μετασχηματίζουν την εισοδό τους σε έξοδο, σύμφωνα με την ίδια λειτουργία ενεργοποίησης. Ένας νεύρωνας μπορεί να πάρει την εισοδό του από τις διάφορες άλλες μονάδες και η έξοδος μπορεί να κατευθυνθεί προς αρκετούς άλλους νεύρωνες. Υπάρχει, επίσης, μια σύνδεση με το περιβάλλον, επειδή μερικές μονάδες παίρνουν την είσοδο από το περιβάλλον και μερικές μονάδες δίνουν την εξοδό τους στο περιβάλλον. Η σύνδεση μεταξύ κάθε ζευγαριού νευρώνων ελέγχεται από τα βάρη. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προέρχονται από την έρευνα για τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου και ο τρόπος που αυτά τα φυσικά νευρωνικά δίκτυα επιτυγχάνουν τη δραστηριότητα, τη μνήμη και τη νοημοσύνη. Τα κύτταρα του ανθρώπινου εγκεφάλου, οι φυσικοί νεύρωνες, παράγουν μια ορισμένη δραστηριότητα, ως αντίδραση, να εισάγουν από άλλα εγκεφαλικά κύτταρα ή από τα αισθητήρια όργανα. Αυτή η αντίδραση ενός εγκεφαλικού κυττάρου έχει μια ορισμένη καθυστέρηση και μια περιορισμένη ακρίβεια.

Ακόμα, ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποδεικνύεται περισσότερο ικανός από τους ψηφιακούς υπολογιστές, με υψηλότερη διαχειριζόμενη ταχύτητα και υψηλότερη ακρίβεια. Ειδικά για προβλήματα αναγνώρισης, ταξινόμησης και γενίκευσης, ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι πολύ μπροστά από τους ψηφιακούς υπολογιστές.

Αυτό το πλεονέκτημα της φυσικής επεξεργασίας των πληροφοριών από τον ανθρώπινο εγκέφαλο είναι επηρεασμένο από την παράλληλη επεξεργασία πολύ μεγάλου αριθμού φυσικών νευρώνων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν σκοπό να προσομοιώσουν αυτές τις απλές παράλληλες διαδικασίες στον ανθρώπινο εγκέφαλο και να παρέχουν περισσότερη γνώση για τη λειτουργία του. Αυτή η προσομοίωση, εντούτοις, είναι πάντα περιορισμένη επειδή ο αριθμός των νευρώνων που μπορεί προσομοιωθούν συγχρόνως από τον υπολογιστή είναι πολύ περιορισμένος σε σχέση με τον αριθμό κυττάρων του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Αυτή η προσομοίωση, έχει δώσει περισσότερη κατανόηση του τρόπου με τον οποίο η παράλληλη επεξεργασία πληροφορίας οδηγεί στις εξ' ολοκλήρου διαφορετικές δυνατότητες, σε σύγκριση με την απόλυτη ψηφιακή επεξεργασία πληροφορίας στους κανονικούς ψηφιακούς υπολογιστές. Αυτά τα, πολύ περιορισμένα, δίκτυα προσομοίωσης έχουν, επίσης, καταστήσει διάφορες πρακτικές εφαρμογές πιθανές, όπως η επεξεργασία εικόνας, η ανάγνωση του χειρόγραφου κειμένου και άλλα .

Πριν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιηθεί για να μετατρέψει την είσοδο σε μια απαραίτηταη έξοδο, το δίκτυο πρέπει να καθοριστεί. Αυτός ο καθορισμός αποτελείται από δύο στοιχεία. Κατ' αρχάς, πρέπει να ρυθμιστεί ο αριθμός μονάδων (νεύρωνες). Αυτό πρέπει να γίνει χωριστά για τον αριθμό νευρώνων εισόδου, τον αριθμό νευρώνων εξόδου και τον αριθμό κρυμμένων νευρώνων χωρίς άμεσες συνδέσεις με το περιβάλλον. Επίσης, πρέπει να διευκρινίστει ποιά ζευγάρια των νευρώνων στο δίκτυο μπορούν να

συνδεθούν. Το σημαντικότερο στοιχείο, του καθορισμού ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, είναι ο υπολογισμός των βαρών που ελέγχουν τις συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων στο δίκτυο. Αυτός ο υπολογισμός των βαρών, γίνεται με την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιώντας σχέδια.
Κάθε σχέδιο περιλαμβάνει την είσοδο για το δίκτυο και την επιθυμητή έξοδο. Για να καταλάβουμε την εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, πρέπει να κοιτάξουμε, με κάποιες λεπτομέρειες, τα μαθηματικά των νευρωνικών δικτύων.

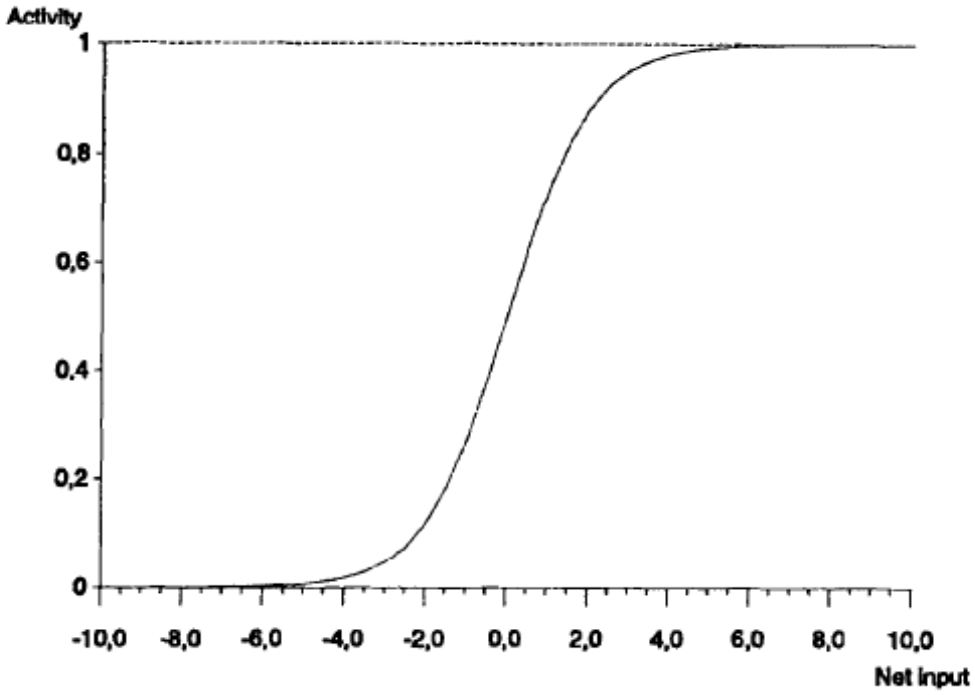
Η καθαρή είσοδος ενός νεύρωνα προκύπτει από το άθροισμα όλων των εισόδων που έρχονται σε αυτόν, από τις διάφορες συνδεδεμένες μονάδες. Η έξοδος της συνδεδεμένης μονάδας πολλαπλασιάζεται με το βάρος που ελέγχει τη σύνδεση μεταξύ εκείνου του ζευγαριού μονάδων. Επομένως, η καθαρή εισαγωγή (neti) ενός νεύρωνα δίνεται από την εξίσωση:

$$net_i = \sum_{j=1}^{n} W_{ij} O_j$$

Όταν ο νεύρωνας λαμβάνει είσοδο από το περιβάλλον, αυτή πρέπει να προστεθεί στην παραπάνω εξίσωση. Σε ένα feedforward δίκτυο, εντούτοις, οι μονάδες εισόδου δεν μπορούν να λάβουν είσοδο από άλλες μονάδες του δικτύου. Στα feedforward δίκτυα, η καθαρή είσοδος (net i) των μονάδων εισόδου είναι ίση με την είσοδο από το περιβάλλον. Κάθε νεύρωνας χρησιμοποιεί την ίδια λειτουργία για να μετατρέψει την καθαρή είσοδο σε μια δραστηριότητα στην οποία ο νεύρωνας ως έξοδος (Oj) στέλνει σε άλλους νεύρωνες ή στο περιβάλλον.

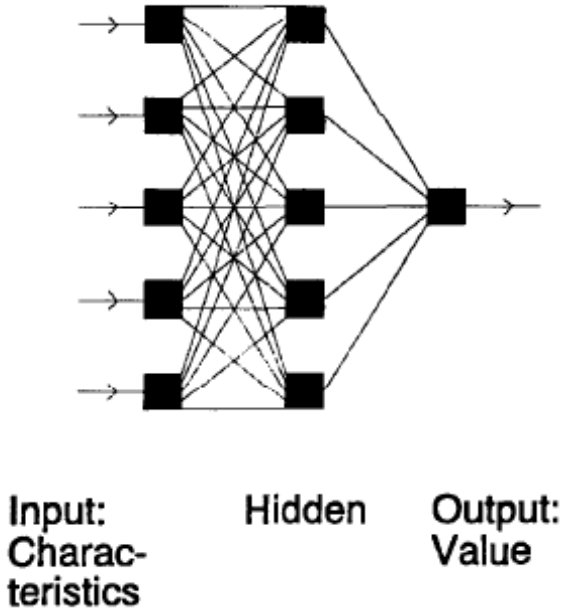
Στη θεωρία, όλες οι μαθηματικές συναρτήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να μετατρέψουν την είσοδο σε έξοδο. Για να έχουμε χρήσιμα αποτελέσματα από ένα νευρωνικό δίκτυο, ο αριθμός συναρτήσεων είναι περιορισμένος. Οι επόμενοι τύποι συναρτήσεων, είναι χρήσιμοι στο να ελέγξουν τη δραστηριότητα των νευρώνων:

- **γραμμικές συναρτήσεις**, που πολλαπλασιάζουν μόνο το neti με μια σταθερά για να πάρουν το Oi.
- **συναρτήσεις κατώτατων ορίων**, που δίνουν μηδενική δραστηριότητα όταν το neti είναι μικρότερο από την αξία κατώτατων ορίων και μέγιστη δραστηριότητα όταν το neti είναι μεγαλύτερο από την αξία κατώτατων ορίων.
- **γραμμικές συναρτήσεις κατώτατων ορίων**, που έχουν ένα χαμηλότερο κατώτατο όριο (κάτω από το οποίο δεν υπάρχει καμία δραστηριότητα)
και ένα ανώτερο κατώτατο όριο (επάνω από το οποίο υπάρχει μέγιστη δραστηριότητα). Στο διάστημα μεταξύ αυτών των κατώτατων ορίων, το net i πολλαπλασιάζεται με εκείνη την σταθερά που το μετατρέπει σε σταθερή συνάρτηση.
- **συναρτήσεις Gauss**, που οδηγούν σε μια υψηλή δραστηριότητα όταν *το* neti έχει μια ορισμένη αξία και σε μια μειωμένη δραστηριότητα όταν αυξάνεται η διαφορά μεταξύ του neti και της προοριζόμενης αξίας.
-**σιγμοειδείς συναρτήσεις**, οι οποίες είναι ειδικές μαθηματικές συναρτήσεις που μοιάζουν με τη γραμμική συνάρτηση κατώτατων ορίων (σχήμα 3.3) και έχουν μερικές ειδικές μαθηματικές ιδιότητες, όπως ένα συνεχές διαφορικό.



Σχήμα 3.3: *Σιγμοειδής συνάρτηση*

Για τον υπολογισμό των εκιμήσεων αγοραστικής αξίας, χρησιμοποιείται μια συγκεκριμένη κατηγορία τεχνητών νευρωνικών δικτύων, τα feedforward δίκτυα. Αυτά τα δίκτυα κατασκευάζονται με δύο ή περισσότερα στρώματα νευρώνων. Αυτοί οι νεύρωνες, δίνουν την εξοδό τους μόνο στους αντίστοιχους του επόμενου στρώματος. Οι νευρώνες δεν μπορούν να δώσουν την εξοδό τους σε μονάδες των προηγούμενων στρωμάτων, σε μονάδες του ίδιου στρώματος ή στον εαυτό τους. Μέχρι τώρα, χρησιμοποιήσαμε τα δίκτυα με τρία στρώματα: ένα στρώμα εισόδου, ένα κρυμμένο στρώμα και ένα στρώμα εξόδου. Επειδή μια εκτίμηση αγοραστικής αξίας υπολογίζεται από το δίκτυο, το στρώμα εξόδου περιέχει μόνο έναν νευρώνα. Ένα απλουστευμένο παράδειγμα, ενός τέτοιου δικτύου, δίνεται στο σχήμα 3.4.



Σχήμα 3.4: *Απλουστευμένο δίκτυο*

Στην πράξη, ο αριθμός νευρώνων εισόδου θα είναι μεγαλύτερος από πέντε (5), επειδή ένας μεγαλύτερος αριθμός αντικειμενικών χαρακτηριστικών χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση. Ο αριθμός νευρώνων εισόδου είναι πολύ μεγάλος, επειδή μερικά αντικειμενικά χαρακτηριστικά είναι χωρισμένα σε διάφορα εικονικά χαρακτηριστικά. Παραδείγματος χάριν, ο κώδικας γειτονιάς μπορεί να χωριστεί σε τόσα πλαστά χαρακτηριστικά όσες είναι οι γειτονιές. Για κάθε αντικείμενο, μόνο ένα από αυτά τα εικονικά χαρακτηριστικά έχει μια αξία ίση με ένα (1), παρουσιάζοντας την πραγματική γειτονιά και όλα τα άλλα έχουν μηδενική τιμή (0). Εάν οι πωλήσεις έχουν πραγματοποιηθεί κατά τη διάρκεια μιας μεγαλύτερης περιόδου ή όταν υπάρχουν ραγδαίες εξελίξεις στην αγορά ακινήτων περιουσιών, η ημερομηνία πώλησης χρησιμοποιείται ως ένα από τα χαρακτηριστικά. Έπειτα, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο θα είναι σε θέση να ρυθμίσει τις τιμές πώλησης, για τη διαφορά μεταξύ ημερομηνίας πώλησης και ημερομηνίας αξιολόγησης. Όταν η ημερομηνία πώλησης εφαρμόζεται στο νευρωνικό δίκτυο, το δίκτυο μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για να περιγράψει τις εξελίξεις αγοράς (για διαφορετικούς τύπους ακινήτων ή για διαφορετικές γειτονιές). Όταν τα αντικειμενικά χαρακτηριστικά, που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση, καθορίζονται και χωρίζονται σε εικονικά χαρακτηριστικά, ο αριθμός νευρώνων εισόδου και εξόδου είναι γνωστός.

Τα καλύτερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται όταν ο αριθμός κρυμμένων μονάδων είναι περίπου ίσος με τον αριθμό των μονάδων εισόδου. Το σημαντικότερο βήμα στον καθορισμό του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι ο υπολογισμός των βαρών που ελέγχουν τις συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων. Για το δίκτυο του σχήματος 3.4, τα βάρη που υπολογίζονται μπορεί να παρουσιασθούν σε μορφή πίνακα:

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} W_{6\,1} & W_{6\,2} & W_{6\,3} & W_{6\,4} & W_{6\,5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ W_{7\,1} & W_{7\,2} & W_{7\,3} & W_{7\,4} & W_{7\,5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ W_{8\,1} & W_{8\,2} & W_{8\,3} & W_{8\,4} & W_{8\,5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ W_{9\,1} & W_{9\,2} & W_{9\,3} & W_{9\,4} & W_{9\,5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ W_{10\,1} & W_{10\,2} & W_{10\,3} & W_{10\,4} & W_{10\,5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & W_{11\,6} & W_{11\,7} & W_{11\,8} & W_{11\,9} & W_{11\,10} \end{bmatrix}$$

Ο υπολογισμός των καθορισμένων βαρών στον παραπάνω πίνακα, γίνεται με την εκπαίδευση του δικτύου με παραδείγματα ή σχέδια. Λόγω αυτής της εκπαίδευσης του δικτύου, χωρίς την ανάγκη, εκ των προτέρων, για οποιοδήποτε είδος μοντέλου, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μέρος τεχνητών συστημάτων νοημοσύνης. Το σύστημα κάνει τις τροποποιήσεις στον πίνακα βαρών σύμφωνα με τους κανόνες εκμάθησης. Αυτοί οι κανόνες επιτυγχάνουν μια γενίκευση από το σύνολο παραδειγμάτων ή σχεδίων, τέτοια ώστε το δίκτυο με τον υπολογισμένο πίνακα βαρών να είναι σε θέση να υπολογίσει την κατάλληλη έξοδο (αγοραστική αξία) για τα σχέδια εισόδου (σύνολο χαρακτηριστικών) που δεν ήταν μέρος από το σύνολο σχεδίων εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος εκμάθησης, που χρησιμοποιείται από το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για να ρυθμίσει τον πίνακα βαρών, είναι βασισμένος στα σχέδια εκπαίδευσης και είναι ένα πολύ σημαντικό μέρος ενός οποιουδήποτε υπολογιστικού συστήματος νευρωνικών δικτύων.

Η δραστηριότητα των μονάδων εισόδου, στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, αντιπροσωπεύει τα αντικειμενικά χαρακτηριστικά του ακινήτου και η δραστηριότητα της μονάδας εξόδου αντιπροσωπεύει την αγοραστική αξία του ακινήτου. Το σχήμα 3.3, παρουσιάζει ότι το αποτέλεσμα της σιγμοειδούς συνάρτησης και, επομένως, η δραστηριότητα ενός νεύρωνα είναι πάντα μεταξύ μηδενός (0) και ένα (1). Πριν εκπαιδευτεί το δίκτυο, όλα τα αντικειμενικά χαρακτηριστικά πρέπει να ομαλοποιηθούν, κατά τέτοιο τρόπο, ώστε όλες οι τιμές εισόδου και εξόδου (για όλα τα ακίνητα στο σύνολο εκπαίδευσης και για όλα τα ακίνητα που έχουν αξιολογηθεί) να είναι μεταξύ μηδενός και ένα.

Για να εκπαιδευτεί ένα feedforward τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, χρησιμοποιείται ένα είδος αναπαραγώμενης εκμάθησης. Η εκμάθηση καθιερώνεται με τη σύγκριση της επιθυμητής εξόδου για ένα σχέδιο (t) με την έξοδο που υπολογίζεται από το δίκτυο για εκείνο το σχέδιο (0). Η διαφορά πρέπει να είναι ελαχιστοποιημένη για όλα τα σχέδια στο σύνολο εκπαίδευσης. Το συνολικό λάθος (E) πρέπει να ελαχιστοποιηθεί:

$$E = \sum_{p=1}^{p} E_p = \sum_{p=1}^{p} (t_p - o_p)^2$$

Η εκμάθηση γίνεται σε επαναληπτικούς κύκλους. Σε κάθε κύκλο, κάθε σχέδιο αξιολογείται μιά φορά. Για κάθε σχέδιο, πραγματοποιούνται τα ακόλουθα βήματα:

- Η διαφορά μεταξύ του στόχου (r) και της εξόδου του δικτύου (0) είναι υπολογισμένη χρησιμοποιώντας πραγματικά βάρη. Στον πρώτο κύκλο, τα τυχαία βάρη χρησιμοποιούνται.
- Οι απαραίτητες προσαρμογές σε όλα τα βάρη, σύμφωνα με το σχέδιο που υπολογίζεται, σε δύο ''προς τα πίσω'' βήματα:

1. Πρώτα, οι απαραίτητες προσαρμογές για τα βάρη μεταξύ του κρυμμένου στρώματος και του στρώματος εξόδου υπολογίζονται χρησιμοποιώντας την εξίσωση:

$$WED_{ij} = W_{ij} \times (t_p - o_p) \times o_p \times (1 - o_p)$$

Το WEDij είναι η απαραίτητη προσαρμογή στο Wij βάρος μεταξύ μιας κρυμμένης μονάδας (στο παράδειγμα από το σχήμα 3.5, η αξία του δείκτη j Wij είναι μεταξύ 6 και 10) και της μονάδας εξόδου (στο παράδειγμα, i= 11).

2. Στο δεύτερο βήμα, οι απαραίτητες προσαρμογές για τα βάρη μεταξύ του στρώματος εισόδου και του κρυμμένου στρώματος υπολογίζονται χρησιμοποιώντας την εξίσωση:

$$WED_{ij} = W_{ij} \times W_{ki} \times (t_p - o_p) \times o_p \times (1 - o_p)$$

Το WEDij είναι, πάλι, η απαραίτητη προσαρμογή στο βάρος Wij. Σε αυτήν την περίπτωση, είναι το βάρος μεταξύ μιας μονάδας εισόδου (στο παράδειγμα: j μεταξύ 1 και 5) και μιας κρυμμένης μονάδας (παράδειγμα: i μεταξύ 6 και 10). Το ''λάθος'' για την κρυμμένη μονάδα προέρχεται από ''λάθος'' στη μονάδα εξόδου, μέσω του πολλαπλασιασμού βαρών μεταξύ της κρυμμένης μονάδας και της μονάδα εξόδου (στο παράδειγμα: το k είναι ίσο με 11).
- Όταν πραγματικά αλλάζει το βάρος, η αξία WEDij δεν προστίθεται απλά στο πραγματικό βάρος. Ένα, αποκαλούμενο, ποσοστό εκμάθησης λαμβάνεται υπόψη, καθώς επίσης και η προηγούμενη προσαρμογή στο ίδιο βάρος.

3.1.6 Συμπεράσματα

Η αξιολόγηση που χρησιμοποιεί τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ακόμα σε μια ερευνητική φάση. Τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας, μέχρι τώρα, παρουσιάζουν πολύ ελπιδοφόρες δυνατότητες για τη χρήση των νευρωνικών δικτύων, ειδικά για τα προγράμματα μαζικής αξιολόγησης. Το σημαντικότερο χαρακτηριστικό γνώρισμα, είναι ο συνδυασμός των νευρωνικών δικτύων με τις πιθανότητες. Στο εγγύς μέλλον, αυτός ο συνδυασμός θα καταστήσει πιθανό έναν πραγματικά ποιοτικό έλεγχο των προγραμμάτων μαζικής αξιολόγησης.

3.2 Χρονική Σειρά Πρόβλεψης Τιμών Κατοικημένων Ακινήτων με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων

3.2.1 Εισαγωγή

Οι απολογισμοί της αγοράς κατοικημένων ακινήτων, για ένα ουσιαστικό ποσοστό της βρετανικής οικονομικής δραστηριότητας, παρουσιάζονται σε αυτό το άρθρο. Οι επαγγελματίες πραγματογνώμονες, εκτιμούν τις τιμές των ακινήτων βάσει των τρεχουσών τιμών προσφοράς (τιμές ελεύθερης αγοράς). Εντούτοις, δεν υπάρχει καμία αξιόπιστη υπηρεσία πρόβλεψης, για τιμές κατοικημένων με τις τρέχουσες τιμές προσφοράς που λαμβάνονται ως ο καλύτερος δείκτης της μελλοντικής μετακίνησης τιμών. Αυτή η προσέγγιση, έχει αποτύχει να προβλέψει τις περιοδικές κρίσεις αγοράς ή να παράγει τις εκτιμήσεις της μακροπρόθεσμης βιώσιμης αξίας (μια πρόσφατη ευρωπαϊκή οδηγία, μπορεί να οδηγήσει τους δανειστές υποθηκών προς τη χρήση των βιώσιμων αξιολογήσεων κατά προτίμηση, παρά στην αξία ελεύθερης αγοράς). Σε αυτό το άρθρο, παρουσιάζουμε τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, που εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας τα εθνικά στοιχεία χρονικής σειράς συναλλαγής κατοικίας, τα οποία προβλέπουν τις μελλοντικές τάσεις μέσα στην αγορά κατοικίας.

3.2.2 Πρόβλεψη με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN)

Παρά τα πολλά ικανοποιητικά χαρακτηριστικά ενός ANN, η κατασκευή ενός νευρωνικού δικτύου, για ένα ιδιαίτερο πρόβλημα πρόβλεψης, είναι ένας σημαντικός στόχος. Τα ζητήματα διαμόρφωσης, που έχουν επιπτώσεις στην απόδοση ενός ANN, πρέπει να εξεταστούν

προσεκτικά. Κατ' αρχάς, μια κατάλληλη αρχιτεκτονική, δηλαδή ο αριθμός επιπέδων, ο αριθμός κόμβων σε κάθε επίπεδο και ο αριθμός τόξων που συνδέονται με τους κόμβους, πρέπει να καθοριστεί. Άλλες αποφάσεις σχεδίου δικτύων, περιλαμβάνουν την επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης για τους κόμβους επεξεργασίας, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, τις μεθόδους κανονικοποίησης των στοιχείων, τα στοιχεία εκπαίδευσης και τα μέτρα απόδοσης.

Σε αυτό το τμήμα, μια επισκόπηση ενός πλήρως connected-feed-forward back-propagation ANN παρέχεται, με ιδιαίτερη προσοχή να δίνεται στο πώς παρουσιάσθηκαν τα στοιχεία εκπαίδευσης και στο πώς μετρήθηκε η απόδοση.

3.2.2.1 Η αρχιτεκτονική του δικτύου

Το ANN μας αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου, το οποίο αντιστοιχεί στο μήκος του διανύσματος εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου, το οποίο παρέχει τιμές πρόβλεψης και δύο επίπεδα κρυμμένων κόμβων. Έχει αποδειχθεί ότι, ένα ενιαίο κρυμμένο επίπεδο είναι επαρκές για ένα ANN ώστε να προσεγγίσει οποιαδήποτε σύνθετη μη γραμμική συνάρτηση, με οποιαδήποτε επιθυμητή ακρίβεια. Εντούτοις, πρόσφατα συμπεράσματα έχουν δείξει ότι, δύο κρυμμένα επίπεδα μπορούν να οδηγήσουν σε μια πιο συμπαγή αρχιτεκτονική. Έτσι, επιτυγχάνεται υψηλότερη αποδοτικότητα σε σχέση με τα ενιαία δίκτυα κρυμμένων επιπέδων.

3.2.2.2 Ο αριθμός των κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα

Είναι σημαντικό ότι, το δίκτυο έχει γενικεύσει τη χρονική σειρά και έχει εγκαταστήσει τις εισόδους στα αντίστοιχα αποτελέσματά τους. Επομένως, ο αριθμός κρυμμένων κόμβων, σε κάθε επίπεδο, καθορίστηκε μέσω δοκιμής και λάθους, με τους μεγάλους αριθμούς κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα να ελαχιστοποιούνται αλλά ακόμα να έχουν, σχετικά καλές, ικανότητες πρόβλεψης. Η στατιστική κλίσης, που παρέχεται από τη δοκιμή Γάμμα, παρέχει έναν ευρετικό τρόπο για τον υπολογισμό της πολυπλοκότητας του μοντέλου και ως εκ τούτου τον αριθμό κόμβων που θα απαιτηθεί, αλλά κανένα σημαντικό αποτέλεσμα δεν μπορεί να αναφερθεί.

3.2.2.3 Ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εισόδου

Ο αριθμός κόμβων, στο επίπεδο εισόδου, αντιστοιχεί στο μήκος του παραθύρου ή στον αριθμό καθυστερημένων παρατηρήσεων που χρησιμοποιούνται, για να ανακαλύψουν το σχέδιο σε μια χρονική σειρά. Αυτή είναι η κρισιμότερη μεταβλητή απόφασης για ένα πρόβλημα πρόβλεψης, δεδομένου ότι το διάνυσμα περιέχει τις σημαντικές πληροφορίες για τη σύνθετη (γραμμική ή μη γραμμική) δομή στα στοιχεία. Εντούτοις, δεν υπάρχει κανένας ευρέως αποδεκτός συστηματικός τρόπος να καθοριστεί το βέλτιστο μήκος για το διάνυσμα εισόδου. Λαμβάνοντας υπόψη αυτό, ποικίλα διανύσματα μήκους χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια των πειραμάτων μας, με το βέλτιστο μήκος παραθύρων να επιλέγεται. Η δοκιμή Γάμμα, μπορεί να παρέχει μια σημαντική προσέγγιση για τον καθορισμό ενός βέλτιστου μήκους για το διάνυσμα εισόδου. Μια λεπτομερής ανάλυση αυτού, θα αποτελέσει ένα σημαντικό μέρος της συνεχούς έρευνάς μας.

3.2.2.4 Ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εξόδου

Για το πρόβλημα πρόβλεψης χρονικής σειράς, που περιγράφεται σε αυτό το άρθρο, ο αριθμός κόμβων εξόδου αντιστοιχεί στον ορίζοντα πρόβλεψης. Εδώ, δύο τύποι προβλέψεων εξετάστηκαν: one-step-ahead, το οποίο απαιτεί μόνο έναν κόμβο εξόδου και multi-step-ahead. Τα πειράματα, που χρησιμοποίησαν αυτές τις δύο προσεγγίσεις για να κάνουν προβλέψεις πολλαπλών βημάτων (επαναληπτικές και άμεσες μέθοδουι), έγιναν. Η επαναληπτική μέθοδος, απαιτεί μόνο έναν ενιαίο κόμβο εξόδου, με τις τιμές πρόβλεψης να αντικαθίστανται στο διάνυσμα εισόδου για να γίνουν οι περαιτέρω προβλέψεις. Η δεύτερη, άμεση μέθοδος, απαιτεί πολλαπλάσιους κόμβους εξόδου που αντιστοιχούν στον ορίζοντα πρόβλεψης. Με αυτήν την προσέγγιση πραγματοποιούνται καλύτερες προβλέψεις.

3.2.2.5 Συνάρτηση ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης (ή μεταφοράς), καθορίζει τη σχέση μεταξύ των εισόδων και των εξόδων ενός κόμβου και ενός δικτύου. Γενικά, η συνάρτηση ενεργοποίησης εισάγει έναν βαθμό μη γραμμικότητας στο νευρωνικό δίκτυο (ANN) και, θεωρητικά, οποιαδήποτε διαφορική συνάρτηση μπορεί να είναι κατάλληλη ως συνάρτηση μεταφοράς. Εντούτοις, στην πράξη, μόνο ένας μικρός αριθμός από μονότονα αύξουσες και διαφορικές συναρτήσεις χρησιμοποιούνται. Έχει προταθεί ότι, οι σιγμοειδείς (λογιστικές) συναρτήσεις μεταφοράς, όπως η παρακάτω,

$$f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$$

παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα και καλύτερη εκμάθηση κατά την εξέταση της μέσης συμπεριφοράς με την υπερβολική συνάρτηση εφαπτομένης (tanh):

$$f(x) = (\exp(x) - \exp(-x)) / (\exp(x) + \exp(-x))$$

Παρέχονται καλύτερα αποτελέσματα, εάν το πρόβλημα περιλαμβάνει την εκμάθηση των αποκλίσεων από το μέσο όρο, όπως το πρόβλημα πρόβλεψης. Ο πειραματισμός, με τις λογιστικές συναρτήσεις και τις συναρτήσεις υπερβολικής εφαπτομένης, οδήγησε τους συντάκτες στην υιοθέτηση των τελευταίων.

3.2.2.6 Κανονικοποίηση των στοιχείων

Οι μη γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς, συμπιέζουν την πιθανή έξοδο από έναν κόμβο, χαρακτηριστικά (0,1) ή (1,1). Λαμβάνοντας υπόψη τη σειρά της χρονικής σειράς ακινήτων που προβλέπεται, η κανονικοποίηση των στοιχείων απαιτήθηκε προτού ξεκινήσει η διαδικασία εκμάθησης. Εδώ, ο γραμμικός μετασχηματισμός εφαρμόστηκε στις τιμές χρονικής σειράς, με ένα ανώτερο όριο 1 και χαμηλότερο όριο 1, ώστε να συμπέσει με τα θεωρητικά όρια της συνάρτησης μεταφοράς.

$$[a, b]: x' = (b-a)\,(x - x_{min}) / ((x_{min} - x_{max}) + a$$

Από τις μεθόδους για την κανονικοποίηση εισόδου που αναφέρθηκε στη λογοτεχνία, η εξωτερική μέθοδος (όλο το στοιχείο εκπαίδευσης είναι ομαλοποιημένο σε μια συγκεκριμένη σειρά) επιλέχτηκε, δεδομένου ότι είναι η πιό κατάλληλη διαδικασία για ένα πρόβλημα πρόβλεψης χρονικής σειράς.

3.2.2.7 Μέτρο απόδοσης

Αν και μπορούν να υπάρξουν πολλοί δείκτες απόδοσης, που συνδέονται με την κατασκευή ενός ANN, το αποφασιστικό μέτρο απόδοσης είναι η ακρίβεια πρόβλεψης, που μπορεί να επιτύχει πέρα από τα στοιχεία εκπαίδευσης. Κανένα, παγκοσμίως, αποδεκτό μέτρο ακρίβειας δεν είναι διαθέσιμο, με διαφορετικά μέτρα που συχνά παρουσιάζονται στη λογοτεχνία.

Μέτρο Απόδοσης

$$\frac{\sum (e_t)^2}{N}$$

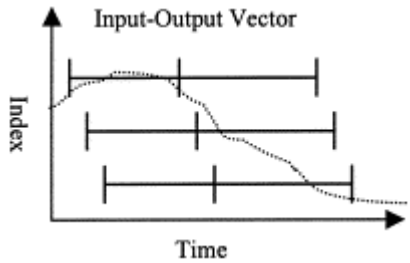
Το μέτρο απόδοσης που παρουσιάζεται πριν, υιοθετημένο από τους συντάκτες, είναι η συνάρτηση root mean squared error (RMSE). Η RMSE, παρέχει ένα μέτρο της διαφοράς μεταξύ της πραγματικής (επιθυμητής) και της

προβλεφθείσας αξίας, όπου e_i είναι το μεμονωμένο λάθος πρόβλεψης και το N είναι ο αριθμός των λάθος όρων.

3.2.3 Διαχωρισμός της χρονικής σειράς

Χαρακτηριστικά, η εκπαίδευση και τα σύνολα στοιχείων δοκιμής χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της δημιουργικής διαδικασίας ενός ΑΝΝ. Σε αυτό το άρθρο, το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκε για να κατασκευάσει το μοντέλο ΑΝΝ της χρονικής σειράς και το σύνολο δοκιμής χρησιμοποιήθηκε για να μετρήσει την ακρίβεια αυτού του μοντέλου. Ένα τρίτο σύνολο, αποκαλούμενο σύνολο επικύρωσης, χρησιμοποιήθηκε για να καθορίσει το πότε η διαδικασία εκπαίδευσης πρέπει να σταματήσει (η επικυρωμένη διαδικασία εκπαίδευσης). Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, αυτό το άρθρο παρουσιάζει δύο προσεγγίσεις:

Κατ' αρχάς, το ομαλοποιημένο σύνολο στοιχείων μετατράπηκε σε διανύσματα εισόδου/εξόδου, χρησιμοποιώντας ένα κινούμενο παράθυρο (σχήμα 3.5).

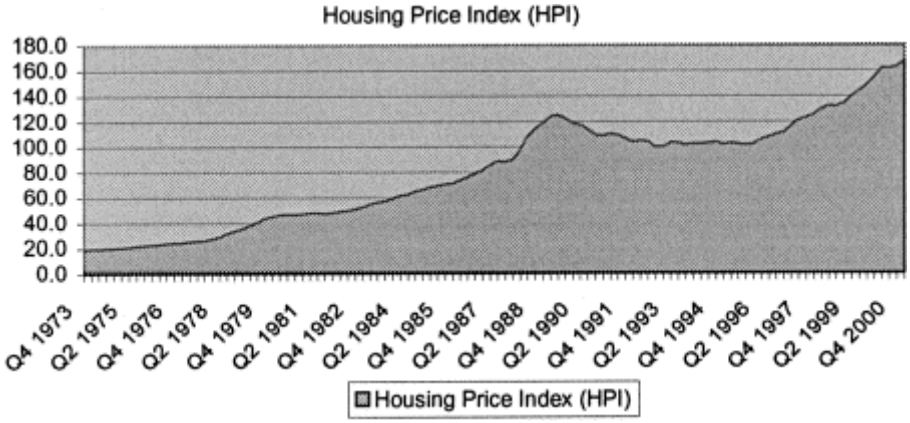


Σχήμα 3.5: *Κινούμενο παράθυρο*

Έπειτα, το σύνολο διανυσμάτων χωρίστηκε σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και σε ένα σύνολο δοκιμής. Η σύμβαση Μ-ανταγωνισμού της διατήρησης των τελευταίων οκτώ τριμηνιαίων σημείων για τη δοκιμή, που χαρτογραφήθηκε σε διανύσματα εισόδου/εξόδου, υιοθετήθηκε. Τα υπόλοιπα διανύσματα, χωρίστηκαν σε ένα σύνολο επικύρωσης (20%) και σε ένα σύνολο εκπαίδευσης (80%). Το σύνολο επικύρωσης, χρησιμοποιήθηκε για να δείξει πότε πρέπει να τελειώσει η εκπαίδευση. Αυτό το σύνολο επικύρωσης, δημιουργήθηκε με την αφαίρεση κάθε πέμπτου διανύσματος από το σύνολο δοκιμής. Ο διαχωρισμός του συνόλου δοκιμής, κατ' αυτό τον τρόπο, παρέχει ένα σημαντικό σύνολο επικύρωσης, προερχόμενο από ολόκληρη τη σειρά των παροντικών τιμών. Όπου η δοκιμή Γάμμα χρησιμοποιήθηκε για να σταματήσει τη διαδικασία εκπαίδευσης, δεν υπήρξε καμία ανάγκη να διαχωριστούν τα διανύσματα, δεδομένου ότι ολόκληρο το σύνολο εκπαίδευσης παρουσιάζεται κατά τη διάρκειά της.

3.2.4 Πειραματική εργασία

Τα πρότυπα πρόβλεψης ANN, κατασκευάστηκαν χρησιμοποιώντας την επικυρωμένη διαδικασία εκπαίδευσης (το μοντέλο επικύρωσης). **Το θεώρημα των Takens** προτείνει ότι όλες οι επιρροές σε μια χρονική σειρά κωδικοποιούνται σε μία ενιαία. Επομένως, ένας ενιαίος δείκτης (ο δείκτης τιμών κατοικίας που παρέχεται από το Nationwide Building Society και παρουσιάζεται στο σχήμα 3.6) επιλέχτηκε για να μοντελοποιηθούν οι μεταβολές στις τιμές ακινήτων.



Σχήμα 3.6: *Δείκτης τιμών κατοικίας της εταιρείας Nationwide*

Η χρονική σειρά, διαμορφώνεται μέσω ενός κινούμενου παραθύρου από πέντε εισόδους και οκτώ εξόδους τιμών στο ANN. Εδώ, το ANN μαθαίνει τις σχέσεις μεταξύ x και y.

3.2.5 Συμπεράσματα

Η πρόβλεψη χρονικής σειράς, εξαρτάται από τα σχέδια το παρελθόντος που καθορίζουν, σε μεγαλύτερη ή μικρότερη έκταση, τη μελλοντική πορεία της χρονικής σειράς. Αυτά τα σχέδια τοποθετούν τις δυνάμεις αγοράς έτσι ώστε, όταν εσωτερικοποιούνται μέσα σε ένα ANN, το επακόλουθο μοντέλο να περιέχει κάποια γνώση της αγοράς. Αυτή η γνώση χρησιμοποιείται, έπειτα, για να προβλέψει τη σειρά μπροστά από τα στοιχεία εκπαίδευσης. Η μέθοδος επικύρωσης από την εκπαίδευση ενός ANN, προσεγγίζει τη γραμμή τάσης των πραγματικών στοιχείων. Η εργασία έχει δείξει ότι, ελπιδοφόρα μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να παραχθούν, χρησιμοποιώντας ένα ANN που παρέχει ένα σημαντικό μέτρο για να διευκολυνθεί η διαδικασία λήψης απόφασης.

3.3 Εκτίμηση Πραγματικής Τιμής (Estimated Realisation Price- ERP) με Νευρωνικά Δίκτυα: Πρόβλεψη Τιμών Εμπορικών Ακινήτων

3.3.1 Εισαγωγή

Η πρόοδος της εφαρμογής των στατιστικών μεθόδων και των νευρωνικών δικτύων, για την αξιολόγηση κατοικίας, έχει αναφερθεί στον ακαδημαϊκό τύπο για τα τελευταία πέντε χρόνια από Do και Grudnitski (1992), Donnelly (1990), Evans και άλλοι (1992) και Tay και Ho (1991). Τα αποτελέσματα έχουν παρουσιάσει μια αξιοπρόσεκτη επιτυχία, αλλά υπάρχουν σαφώς πολλές πτυχές της μεθοδολογίας που ερευνώνται και πολλές βελτιώσεις που μπορούν ακόμα να γίνουν.

Παραδείγματος χάριν, είναι γνωστό ότι η τοποθεσία είναι ένας σημαντικός παράγοντας στην αξία ενός ακινήτου, ενώ εξίσου σημαντικοί είναι το μέγεθος και η ποιότητα της κατοικίας. Όλες αυτές οι ιδιότητες είναι αλληλένδετες και παρουσιάζονται από τον αναλυτή, με μερικά κρίσιμα προβλήματα της μεθοδολογίας. Εντούτοις, ο τομέας έχει ερευνηθεί αρκετά καλά, ώστε να αυξηθούν οι ελπίδες ένας συνδυασμός των στατιστικών μεθόδων και των νευρωνικών δικτύων να μπορέσει να προκαλέσει χρήσιμες διαδικασίες για την υποστήριξη της απόφασης ενός αξιολογητή κατοικίας (παραδείγματος χάριν James 1994).

3.3.2 Οι αρχές των νευρωνικών δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένας πρόσφατα ανεπτυγμένος τύπος προσαρμοστικού προγράμματος υπολογιστών, ο οποίος μπορεί ''να μάθει σχέδια'' στα στοιχεία, μιμούμενος τη δράση του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα στοιχεία εφαρμόζονται στο πρόγραμμα, σε μια διαδικασία αποκαλούμενη ''εκπαιδευτική'', κατά τη διάρκεια της οποίας το πρόγραμμα μαθαίνει, για παράδειγμα, τα ελλοχεύοντα σχέδια στα στοιχεία. Όταν η διαδικασία εκπαίδευσης είναι πλήρης, το πρόγραμμα δρα ως μοντέλο των στοιχείων, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προβλέψουν την έκβαση των νέων γεγονότων (τα οποία προσαρμόζονται στα σχέδια μέσα στα στοιχεία εκπαίδευσης). Η προτίμησή μας, για τη χρησιμοποίηση των νευρωνικών δικτύων σε αυτήν την έρευνα, παρακινήθηκε από την αυξανόμενη χρήση τους από τους ακαδημαϊκούς και εμπορικούς αναλυτές. Η δυνατότητά τους να προσδιορίζουν τα μη γραμμικά ελλοχεύοντα σχέδια, όπως παρουσιάζεται από Cybenko (1989), Groot και άλλους(1991), Funahashi (1989) και Hornik

και άλλους (1989), είναι μια ισχυρή σύσταση για τη χρήση τους στην ερμηνεία των στοιχείων εμπορικών ακινήτων, στα οποία υπάρχουν πολυάριθμες και σύνθετες αλληλεπιδράσεις των επιρροών και ευδιάκριτη δυνατότητα της ύπαρξης των μη γραμμικών σχεδίων. Εάν τα σχέδια είναι πράγματι μη γραμμικά, τα νευρωνικά δίκτυα είναι σε θέση να τα μοντελοποιήσουν. Τα νευρωνικά δίκτυα θεωρούνται, από πολλούς σχολιαστές, ως μια χρήσιμη προσθήκη στις τυποποιημένες στατιστικές τεχνικές και είναι, στην πραγματικότητα, βασισμένα σε στατιστικές αρχές (Bishop 1995).

3.3.3 Πειραματική διαδικασία

Οι διαδικασίες πρόβλεψης άρχισαν τον Ιανουάριο του 1996. Αυτός (ο Ιανουάριος) λήφθηκε ως πρώτος μήνας (βάση) για την εργασία. Αυτή τη στιγμή, οι τιμές για 15 χρόνια και οι αξιολογήσεις του Richard Ellis για τα ακίνητα τον Ιανουάριο ήταν γνωστές. Οι αξιολογήσεις χρησιμοποιήθηκαν για να παράγουν το οπισθοδρομημένο κεφάλαιο αξιολογήσεων, οι οποίες επιστρέφουν τουλάχιστον 53 μήνες, και να παρέχουν τα ικανοποιητικά στοιχεία, που επιτρέπουν στα νευρωνικά δίκτυα να βρουν τα σχέδια στα στοιχεία. Υπήρξαν δύο φάσεις στη διαδικασία πρόβλεψης. Το σύνολο εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε για να παράγει, αποτελείτο από 40 περιπτώσεις στοιχείων, κάθε μία αποτελούμενη από 13 διαδοχικές μηνιαίες τιμές. Αυτή **η πρώτη περίπτωση** αποτελείτο από τις τιμές για τους μήνες: Ιανουάριος 1996, Δεκέμβριος 1995, Νοέμβριος 1995 έως τον Ιανουάριο 1995 (προς τα πίσω). **Η δεύτερη περίπτωση** αποτελείτο από τις τιμές του Δεκεμβρίου 1995 έως τον Δεκέμβριο του 1994 (προς τα πίσω). Κάθε διαδοχική περίπτωση διέφερε από την προηγούμενη. Αυτό το σύνολο περιπτώσεων εκπαίδευσης, παρουσιάστηκε ως το σύνολο εκπαίδευσης για το νευρωνικό δίκτυο, προκειμένου να καθοριστούν τα σωστά βάρη για τη μοντελοποίηση των ιστορικών σχεδίων στα στοιχεία. Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείτο από δώδεκα (12) κόμβους εισόδου και έναν (1) κόμβο εξόδου. Η έξοδος ήταν το πιο πρόσφατο παράθυρο αξίας, ενώ οι υπόλοιπες τιμές ήταν οι 12 είσοδοι για τους προηγούμενους μήνες. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση ήταν ''πίσω διάδοση'' και το δίκτυο είχε δύο κρυμμένους κόμβους, που επέτρεπαν στο δίκτυο να ανταποκριθεί στα μη γραμμικά σχέδια στα στοιχεία. Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε για οκτακόσιες πενήντα (850) περιπτώσεις, που παρουσιάστηκαν σε τυχαία σειρά.

Όταν η εκπαίδευση τελείωσε, το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε για να προβλέψει ένα μήνα μπροστά, χρησιμοποιώντας ως είσοδο τις τιμές του Ιανουαρίου 1996 και τις τιμές των προηγούμενων 11 μηνών. Κατά συνέπεια, η πρώτη πρόβλεψη του δικτύου ήταν για τον Φεβρουάριο του 1996. Για να λάβουν την πρόβλεψη για τον Μάρτιο του 1996, οι είσοδοι στο εκπαιδευμένο μοντέλο ήταν η πρόβλεψή του για τον Φεβρουάριο του 1996 και οι υπόλοιποι 11 μήνες πριν από αυτόν. Η διαδικασία επαναλήφθηκε έως ότου προβλέφθηκαν έξι βήματα μπροστά. Αυτό διεύρυνε το σύνολο των στοιχείων των σαράντα (40) περιπτώσεων κατά έξι (6), οι οποίες περιέχουν τις προβλέψεις που χρησιμοποιήθηκαν ως σύνολο εισόδου για ένα μέρος του

δικτύου πρόβλεψης. **Οι προβλέψεις δίνονται στα σχήματα 3.7 και 3.8 μαζί με τις πραγματικές τιμές.**

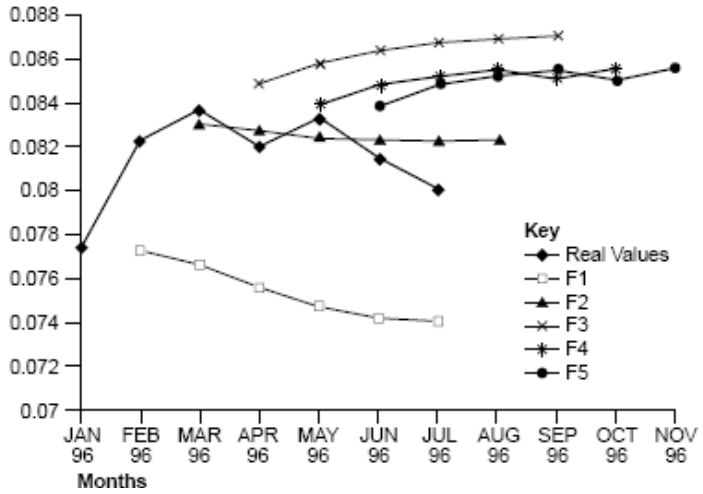


Figure 1.
Forecast of 15 year Gilts. F1 is the January based forecast for February to June, F2 is February based for the March to July forecasts etc.

Σχήμα 3.7

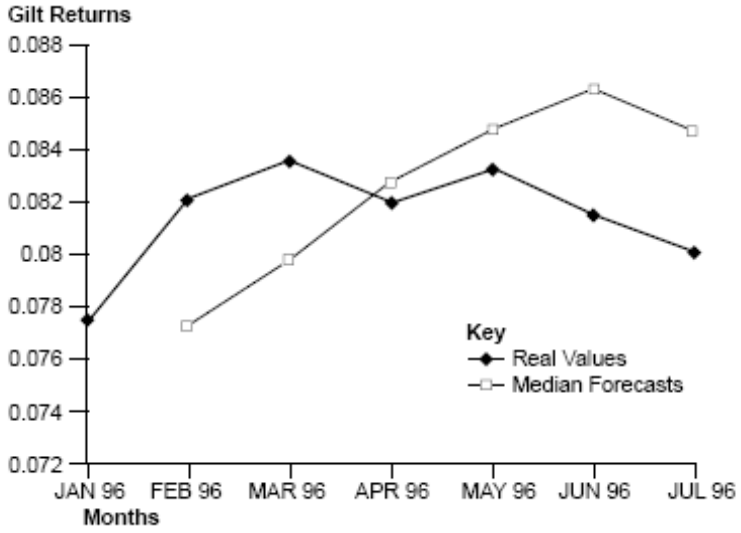


Figure 2.
Medians of 15 year gilt forecasts

Σχήμα 3.8

Το κύριο νευρωνικό δίκτυο, για τις προβλέψεις αξιολόγησης, αποτελείτο από είκοσι έξι (26) εισόδους, που αποτελούνται από δεκατρείς (13) διαδοχικές μηνιαίες τιμές (η πιο πρόσφατη είναι η έξοδος του νευρωνικού δικτύου). Οι υπόλοιπες 13 είσοδοι, αποτελούνταν από διαδοχικές τιμές των κύριων αξιολογήσεων (για τα ακίνητα), με την πιο πρόσφατη να είναι ο μήνας-βάση για τις προβλέψεις. Η έξοδος του νευρωνικού δικτύου ήταν ο επόμενος μήνας, που αντιστοιχούσε στο μήνα της πιο πρόσφατης αξίας. Αυτό, ήδη, είχε προβλεφθεί από την διαδικασία πρόβλεψης που περιγράφηκε παραπάνω. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύθηκε για οκτακόσιους πενήντα (850) κύκλους σε σαράντα (40) διανύσματα. Το εκπαιδευμένο δίκτυο χρησιμοποιήθηκε, έπειτα, για να προβλέψει έξι βήματα μπροστά,

χρησιμοποιώντας τις προβλεφθείσες τιμές ως εισόδους. Αυτές οι διαδικασίες επαναλήφθηκαν και για τα δεκαέξι (16) ακίνητα, καθώς επίσης και ένα χωριστό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε για να προβλέψει ολόκληρο το χαρτοφυλάκιο. Οι διαδικασίες πρόβλεψης, όπως περιγράφονται ανωτέρω, πραγματοποιήθηκαν για κάθε μήνα από τον Ιανουάριο μέχρι τον Μάιο του 1996. Κατά συνέπεια, η βάση Ιανουαρίου χρησιμοποιήθηκε για να κάνει τις προβλέψεις από το Φεβρουάριο μέχρι τον Ιούλιο, η βάση Φεβρουαρίου για προβλέψεις από το Μάρτιο μέχρι τον Αύγουστο και ούτω καθεξής. Τελευταία, χρησιμοποιήθηκε η βάση Μαιου για προβλέψεις από τον Ιούνιο έως το Νοέμβριο. Όλες οι προβλέψεις συγκρίθηκαν με τις αξιολογήσεις του Richard Ellis, για το θέμα ακινήτων, καθώς έγιναν γνωστές καθ' όλη τη διάρκεια της περιόδου πρόβλεψης. **Οι γραφικές παραστάσεις, στα σχήματα 3.9 έως 3.16, παρουσιάζουν τις αξιολογήσεις του Richard Ellis (μέχρι τον Ιούλιο) και κάθε μια από τις πέντε προβλέψεις που έγιναν (F1 έως F5).** Για την ευκολία σύγκρισης, οι γραφικές παραστάσεις εκφράζονται ως δείκτες (αξιολογήσεις του Richard Ellis για τον Ιανουάριο 1996, έως 100). Όλες οι προβλέψεις τιμών έγιναν εκ των προτέρων, χωρίς τη γνώση των αξιολογήσεων του Richard Ellis. Απ' την άλλη, οι προβλέψεις μας δεν γνωστοποιήθηκαν στην ομάδα αξιολόγησης του Richard Ellis.

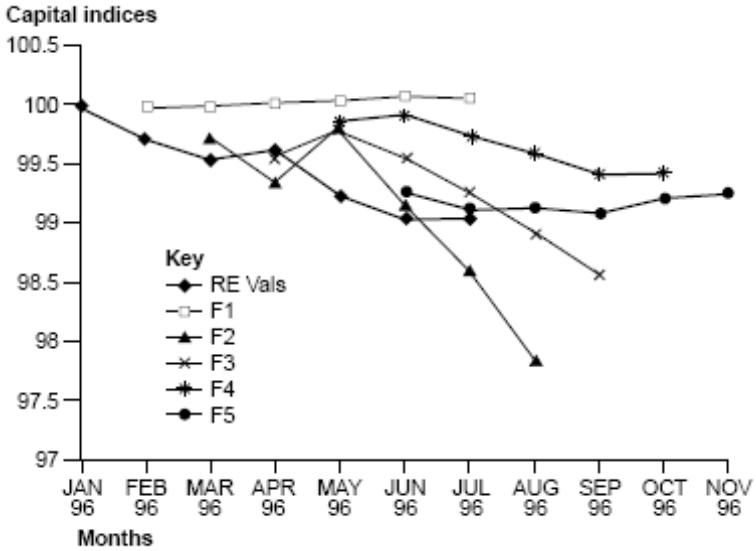


Figure 3.
Forecasts of the totalled 16 portfolio properties

Σχήμα 3.9

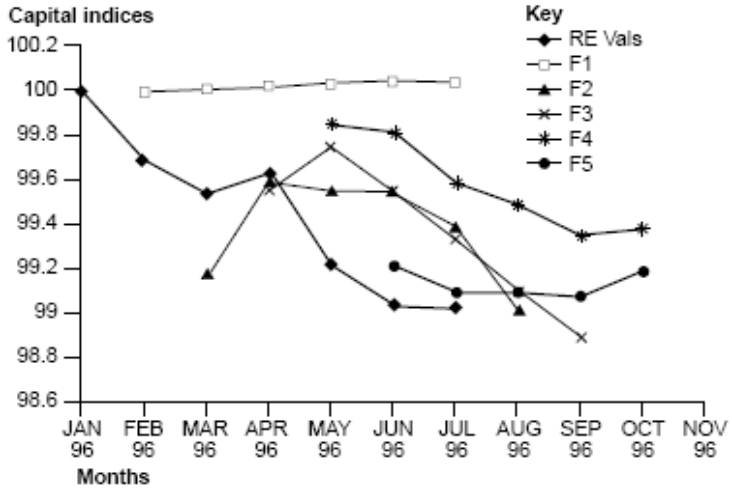


Figure 4.
Neural network forecasts of the total portfolio

Σχήμα 3.10

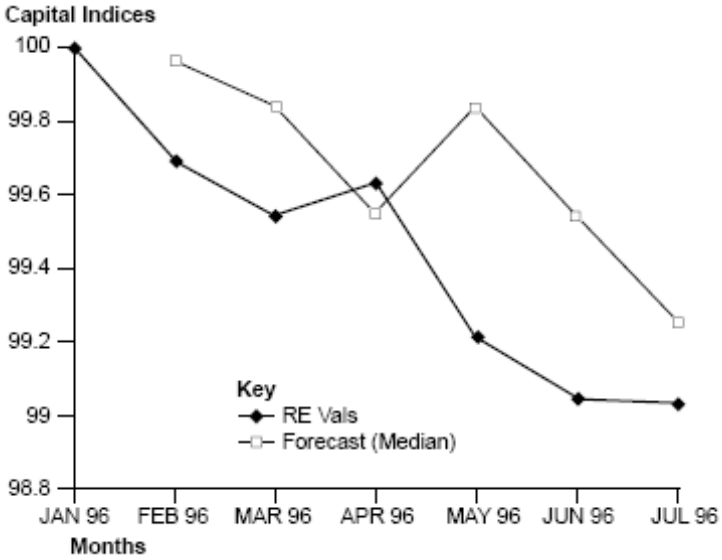


Figure 5.
Medians of the summed forecasts

Σχήμα 3.11

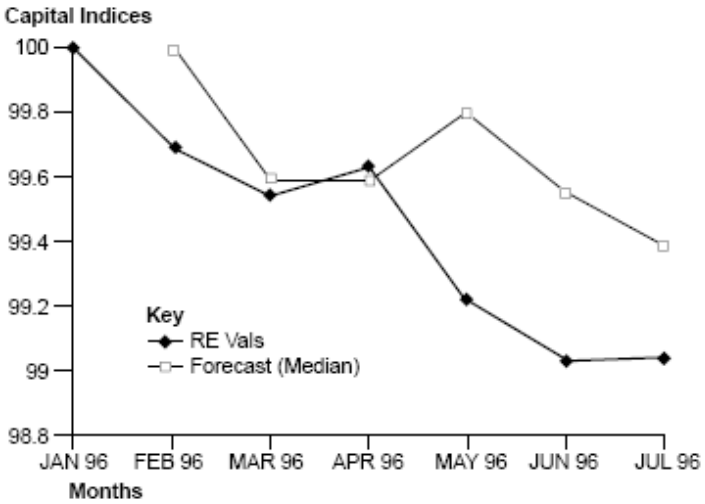


Figure 6.
Medians of the neural network forecasts of the total portfolio

Σχήμα 3.12

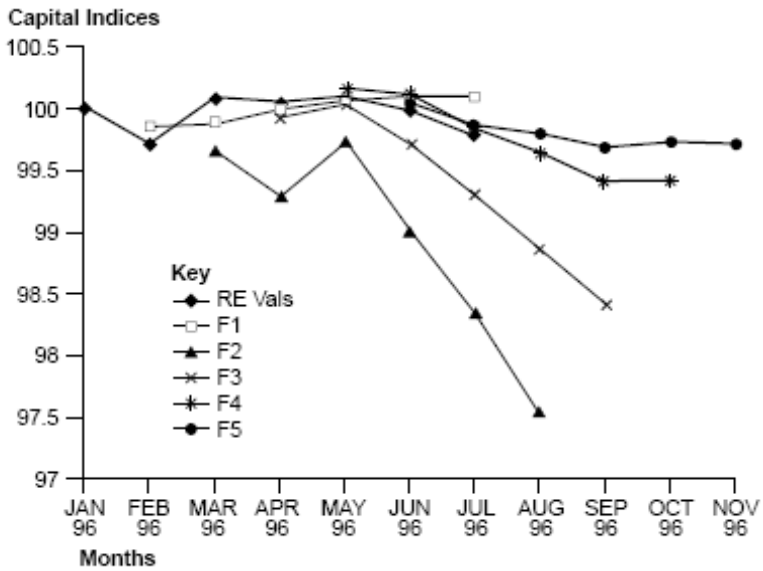


Figure 7.
Forecasts of capital valuations for a property in the City of London

Σχήμα 3.13

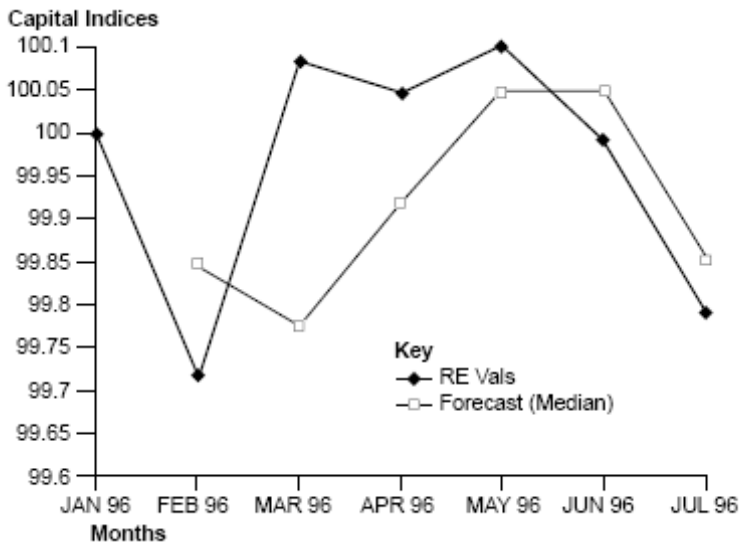


Figure 8.
Medians of forecasts for City of London property

Σχήμα 3.14

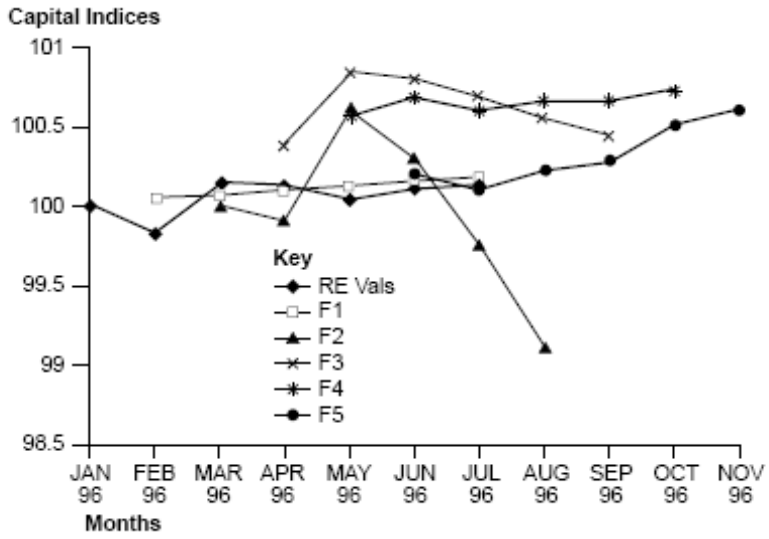


Figure 9.
Forecasts of capital valuations for a property in the West End of London

Σχήμα 3.15

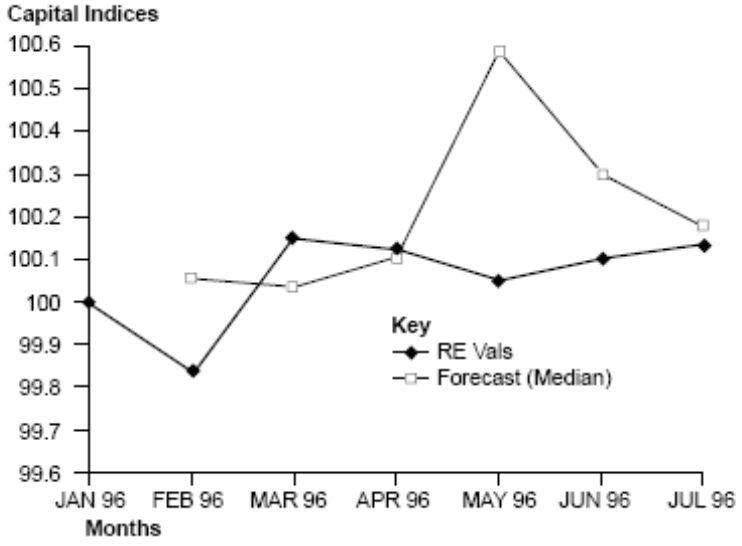


Figure 10.
Medians of forecasts for a London West End property

Σχήμα 3.16

3.3.4 Συμπεράσματα

Η εργασία καταλήγει στο συμπέρασμα, ότι είναι δυνατό να βρεθούν τα ελλοχεύοντα σχέδια σε ιστορικές κύριες αξιολογήσεις. Επίσης, είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν τα ελλοχεύοντα σχέδια, σε νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούν μια διπλή χρονική σειρά από κύριες αξιολογήσεις 15 ετών και, έπειτα, να προβάλουν αυτές τις τιμές προς τα εμπρός μέσα στο χρόνο για μια περίοδο πέντε μηνών (με λογική ακρίβεια). Αυτές οι προβλέψεις μπορεί να είναι χρήσιμες, ως εργαλείο υποστήριξης απόφασης για την κατ' εκτίμηση πραγματική τιμή (ERP) και, επίσης, στην μελέτη του νέου καθορισμού ΄΄της πρόβλεψης της αξίας΄΄ (RICS Appraisal and Valuation Manual 1995). Η πρόβλεψη είναι μια επικίνδυνη πρακτική. Οι επόμενοι κλονισμοί στην αγορά μπορούν να ανατρέψουν όλα τα σχέδια των αναλυτών και των πραγματογνωμόνων.

3.4 Χρησιμοποίηση των Νευρωνικών Δικτύων για τον υπολογισμό των Σταθερών Δεικτών Ποιοτικών Τιμών Ακινήτων

3.4.1 Εισαγωγή

Αυτό το άρθρο, επεκτείνει την εργασία στον τομέα των σταθερών δεικτών τιμών, με τη χρησιμοποίηση των νευρωνικών δικτύων, για τον υπολογισμό του μοντέλου. Μια σειρά, από σύνολα στοιχείων κατοικίας, χρησιμοποιείται για να αναπτύξει τους σταθερούς δείκτες ποιοτικών τιμών χρησιμοποιώντας τις παραδοσιακές οικονομετρικές τεχνικές και τα νευρωνικά δίκτυα, που ενσωματώνουν τους γενετικούς αλγορίθμους. Η ανάλυση δείχνει ότι, τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια πραγματική, εναλλακτική, λύση στις οικονομετρικές μεθόδους.

Σε μια προηγούμενη μελέτη, οι τοπικές περιοχές των Port Pirie, Stirling και Unley χρησιμοποιήθηκαν για κάποια βασική σταθερή ποιότητα δεικτών, χρησιμοποιώντας μια ρυθμισμένη προσέγγιση χρονικής σειράς. Σε αυτό το άρθρο, οι ίδιες τοποθεσίες επιλέγονται για τη μελέτη. Τα διατομικά στοιχεία χρησιμοποιούνται περιλαμβάνοντας όλες τις πιθανές συναλλαγές αγοράς από τον Ιούλιο του 1980 μέχρι τον Ιούνιο του 1998. Αυτά τα στοιχεία αναλύονται, χρησιμοποιώντας μια τυποποιημένη ηδονική μέθοδο η οποία χρησιμοποιεί τις πλαστές μεταβλητές (που δείχνουν χρονικές περιόδους) και ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου. Το νευρωνικό δίκτυο, χρησιμοποιεί τα ίδια στοιχεία (με την ίδια μορφή) και τους γενετικούς αλγορίθμους για να βελτιστοποιήσει την δομή του μοντέλου. Ο στόχος αυτής της έρευνας, είναι να καθορίσει ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι χρήσιμα ως εργαλεία που χρησιμοποιούνται για τους δείκτες των τιμών ιδιοκτησίας.

3.4.2 Μεθοδολογία

Η έρευνα, χρησιμοποίησε τρεις περιοχές (σε επίπεδο τοπικής περιοχής) για να συγκρίνει τα αποτελέσματα των σταθερών δεικτών χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα. Οι τρεις τοποθεσίες, που επιλέχτηκαν, ήταν εκείνες που χρησιμοποιήθηκαν από τον Rossini (1996a) και οι οποίες θα επέτρεπαν μερικούς ελέγχους της συνοχής των αποτελεσμάτων. Οι τρεις περιοχές παρουσιάζουν μερικές σημαντικές διαφορές, που κάνουν τη χρήση τους ελκυστική. Μπορούν να περιγραφούν ως εξής:

1. Port Pirie LGA - είναι το κέντρο σημαντικού χυτού μολύβδου της Αυστραλίας και είναι ο στόχος ενός σημαντικού προγράμματος απολύμανσης κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας. Ξεχωρίζει, επίσης, ως θέση όπου έχουν υπάρξει δραματικές αλλαγές στην ποιότητα σπιτιών, κατά τη διάρκεια του χρόνου, και μια ουσιαστική ποσότητα νέας κατοικίας [αυτό τονίζεται στις μελέτες από τον Rossini (1996a, 1996b) και από τον Rossini και άλλους (1995)]. Το Port Pirie είναι ένα περιφερειακό κέντρο, περίπου δέκα χιλιάδων ανθρώπων.
2. Unley LGA - είναι μια τοπική περιοχή, οριοθετώντας την πόλη της Αδελαϊδας στο νότο. Υπάρχει μια ευρεία ποικιλία της αποσυνδεμένης κατοικίας από τα μικρά ενιαία εξοχικά σπίτια. Υπήρξε μια αντίληψη ότι, τα μέρη αυτής της περιοχής ήταν ιδιαίτερα και ότι ένα μεγάλο μέρος των μικρότερων παλαιών σπιτιών, κοντά στο CBD της Αδελαϊδας, έχει αναβαθμιστεί, ανακαινιστεί και επεκταθεί. Οποιαδήποτε, νέα, ανάπτυξη περιορίζεται στην αναδιαμόρφωση. Η μελέτη του 1996 (Rossini 1996a), έδειξε ότι κατά τη διάρκεια του χρόνου είχαν υπάρξει ελάχιστες αλλαγές στην κατοικία (κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας). Αυτό αποδείχθηκε από τις αυξήσεις τόσο στη μέση περιοχή οικοδόμησης όσο και στον όρο οικοδόμησης.
3. Stirling LGA - αυτή η τοποθεσία βρίσκεται στους λόφους της Αδελαϊδας. Η ανάπτυξη σε αυτήν την περιοχή έχει περιοριστεί, λόγω της συλλογής ύδατος και άλλων κανονισμών, αν και ένα ουσιαστικό ποσό κενού εδάφους έχει στηριχτεί, κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας. Υπάρχει πολύ περιορισμένη αναδιαμόρφωση και ανακαίνιση σε αυτήν την περιοχή. Η αντίληψη από τους τοπικούς πράκτορες ακινήτων, είναι ότι οι τιμές είναι στάσιμες ή γίνονται χειρότερες τα τελευταία χρόνια.

Οι προηγούμενες μελέτες (Rossini 1996a), δείχνουν ότι ενώ το Port Pirie είχε μια δραματική αύξηση στην ποιότητα σπιτιών (όπως το Unley, αλλά μικρότερης έκτασης όμως εξίσου σημαντική), στο Stirling έχει παραμείνει σχεδόν η ίδια.

Για κάθε τοποθεσία, όλες οι πωλήσεις, που εμφανίζονται από τον Ιανουάριο του 1985 μέχρι τον Δεκέμβριο του 1998 και καταγράφηκαν από το Lands Title Office και από το Department of Environment and Natural Resources (DENR), εξετάστηκαν.Σε κάθε τοποθεσία, οι ακόλουθες πωλήσεις αφαιρέθηκαν από το δείγμα:
- ελαχιστοποίηση της επιρροής των μη εμπορεύσιμων συναλλαγών.
- όλες οι πωλήσεις που περιλάμβαναν άλλο έδαφος, άλλα στοιχεία με την πώληση ή ήταν υπό όρους μεταφοράς (όπως υποδεικνύεται από τα αρχεία DENR).
- οι πωλήσεις που δεν θεωρούνται ως αγοραστική αξία από το DENR.
- πωλήσεις που περιλαμβάνουν μια προφανή οικογενειακή συναλλαγή.
- πωλήσεις που περιλαμβάνουν μια κυβερνητική υπηρεσία ή ένα μέσο, όπου μια προφανής μη εμπορεύσιμη εκτίμηση πληρώνεται.

Ως αποτέλεσμα, αυτής της ανάλυσης, τα ακόλουθα δείγματα λήφθηκαν:

Location	Total Sample	Average per quarter
Port Pirie LGA	2717	50.3
Unley LGA	7941	147.1
Stirling LGA	3927	72.7

Τα στοιχεία συλλέχθησαν ως μεμονωμένες συναλλαγές ιδιοκτησίας, για να επιτρέπεται η διατομική ανάλυση, και αθροίστηκαν, έπειτα, ως τριμηνιαίες χρονικές σειρές. Σε κάθε περίπτωση, οι ακόλουθες πληροφορίες συλλέχθησαν:

- Mean and Median Price (τιμή συναλλαγής σε δολάρια)
- Mean Condition Code (τιμές 0 – 9, κακός έως πολύ καλός)
- Mean Equivalent Area (σταθμισμένη εκτίμηση περιοχής οικοδόμησης)

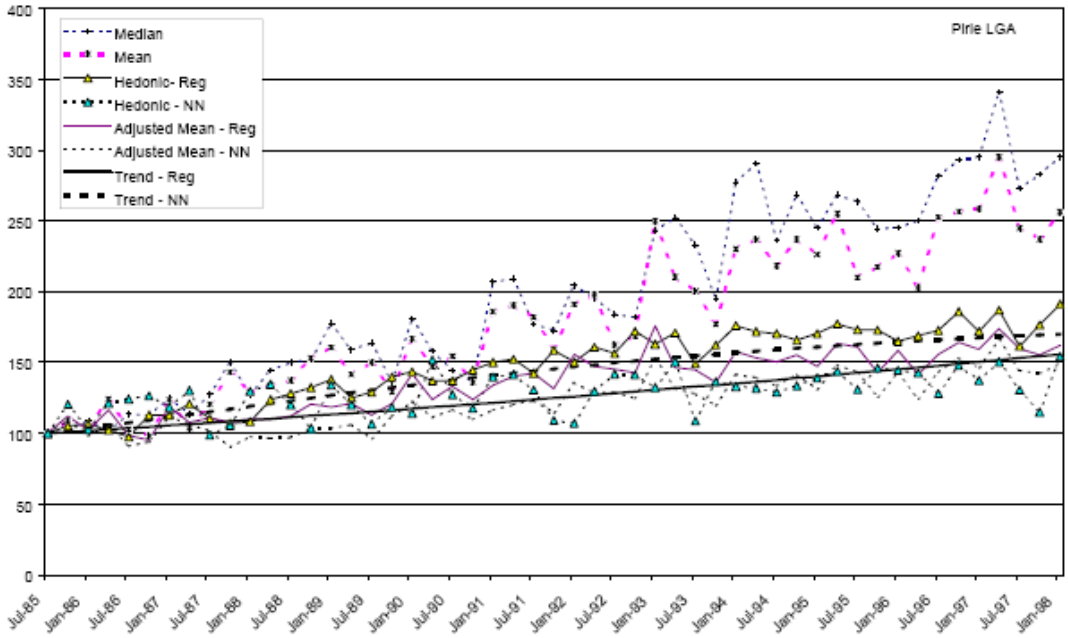
Η επιλογή των κωδικών, κατάστασης και αντιτίμου, ήταν βασισμένη στα αποτελέσματα των μοντέλων, από έναν ευρύ αριθμό προαστίων της Αδελαϊδας, που έδειξαν ότι αυτοί ήταν με συνέπεια καλοί ηδονικοί δείκτες (Rossini, 1997c).

3.4.3 Αποτελέσματα

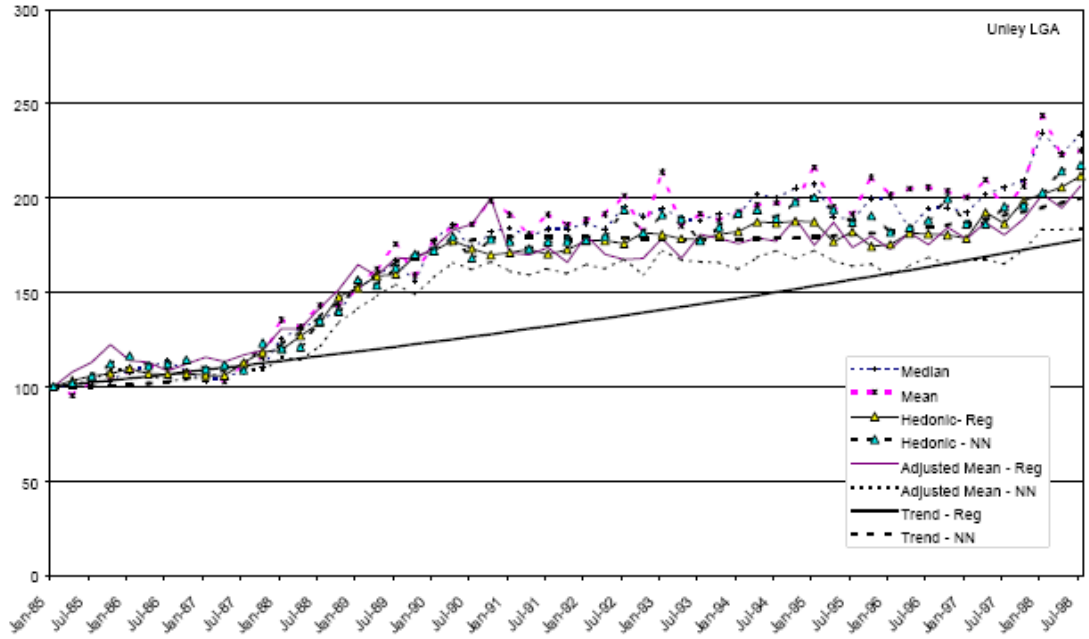
Ο μη διορθωμένος μέσος και μεσαίος, για κάθε μια από τις τρεις περιοχές μελέτης, υπερεκτίμησε την αλλαγή στις αξίες ακινήτων κατά τη διάρκεια του χρόνου και έχει τις μεγαλύτερες διακυμάνσεις περιόδου. Αυτό είναι το αναμενόμενο αποτέλεσμα, επειδή καμία προσοχή δεν δίνεται στις αλλαγές στην οικοδόμηση του μεγέθους. Αυτό, σαφώς, καταδεικνύεται στα στοιχεία του Port Pirie, όπου η ιδιαίτερη βελτίωση στο απόθεμα κατοικίας έχει πραγματοποιηθεί κατά τη διάρκεια της περιόδου μελέτης. Αυτό περιγράφεται πλήρως από τον Rossini και άλλους (1995).

Η ηδονική οπισθοδρόμηση και οι ηδονικές αναλύσεις νευρωνικών δικτύων, παράγουν παρόμοια αποτελέσματα στις τρεις περιοχές μελέτης, αλλά με μια ευρύτερη απόκλιση στην περιοχή του Port Pirie όπου υπάρχει μεγαλύτερη διαχρονική παραλλαγή στα χαρακτηριστικά των ακινήτων και ένα μικρότερο μέγεθος δειγμάτων. Οι διακυμάνσεις περιόδου, είναι λιγότερο ακραίες και τα αποτελέσματα δείχνουν την ανωτερότητα της ηδονικής προσέγγισης. Το πλέγμα, ρύθμισε τις μέσες αναλύσεις τιμών χρησιμοποιώντας την οπισθοδρόμηση και οι προσεγγίσεις νευρωνικών δικτύων παράγουν παρόμοια αποτελέσματα στις τρεις περιοχές μελέτης. Σε κάθε περίπτωση, δείχνουν μια χαμηλότερη αναπροσαρμοσμένη τιμή. Η μέθοδος οπισθοδρόμησης, χρησιμοποιεί μια γραμμική ρύθμιση ενώ, η μέθοδος νευρωνικών δικτύων, χρησιμοποιεί μη γραμμική. Έτσι, παράγει μια μεγαλύτερη ρύθμιση και, επομένως, μια χαμηλότερη αναπροσαρμοσμένη τιμή.

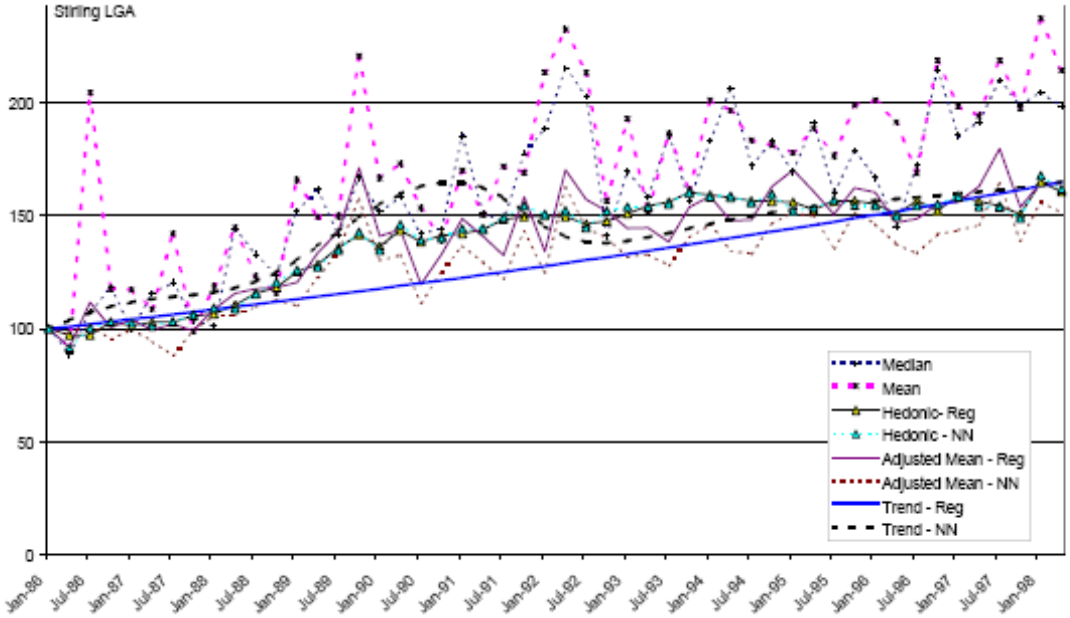
Οι, βασικές, αναλύσεις τάσης παράγουν τα αντιπαραβαλλόμενα αποτελέσματα. Η τάση οπισθοδρόμησης, παρουσιάζει χαρακτηριστική λογαριθμική καμπύλη, ενώ η γραμμή τάσης νευρωνικών δικτύων είναι κυματοειδής. Αυτή η διαφορά, τονίζεται με την χρήση μιας ενιαίας σχέσης στην τάση οπισθοδρόμησης και μιας multi-order τάσης με την προσέγγιση νευρωνικών δικτύων. Τα αποτελέσματα από το νευρωνικό δίκτυο για το Stirling LGA, όπου η γραμμή τάσης εμφανίζεται μη αντιπροσωπευτική, επεξηγούν γραφικά μια από τις έμφυτες δυσκολίες στη χρησιμοποίηση νευρωνικών δικτύων, πέρα από την εκπαίδευση, και επιβεβαιώνει τα συμπεράσματα που συνάγονται από τον Worzala και άλλους (1995).



Σχήμα 3.17: Port Pirie LGA



Σχήμα 3.18: Unley LGA



Σχήμα 3.19: Stirling LGA

3.4.4 Συμπεράσματα

Τα αποτελέσματα δείχνουν, σαφώς, την ανωτερότητα των ηδονικών προτύπων σε σχέση με τα μη διορθωμένα και ρυθμισμένα μοντέλα. Επιπλέον, έχει καταδειχθεί ότι, για τα επιλεγμένα σύνολα στοιχείων, τουλάχιστον, η ανάλυση νευρωνικών δικτύων των ηδονικών προτύπων δεν παρουσιάζει καμία σημαντική πρόοδο στα αποτελέσματα, σε σύγκριση με τα ηδονικά πρότυπα οπισθοδρόμησης. Στην περίπτωση της μελέτης Unley LGA, οι απαιτήσεις στοιχείων μειώνονται από 3927 περιπτώσεις σε 52. Αυτά τα αποτελέσματα, δικαιολογούν την περαιτέρω εργασία, η οποία εκτελείται στα πρόσθετα σύνολα δεδομένων και έχει σκοπό να ελέγξει αν αυτό το συμπέρασμα μπορεί να επεκταθεί σε μια γενική περίπτωση.

3.5 Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων: Ηδονικά Μοντέλα Τιμών και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

3.5.1 Εισαγωγή

Ο στόχος αυτής της μελέτης, είναι να συγκριθεί, εμπειρικά, η προβλεπτική δύναμη του ηδονικού μοντέλου και ενός μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου, όσον αφορά την πρόβλεψη τιμών σπιτιών. Ένα δείγμα 200 σπιτιών, στην Christchurch (Νέα Ζηλανδία), επιλέγεται τυχαία από τον ιστοχώρο Harcourt. Οι παράγοντες που εξετάζονται είναι: μέγεθος σπιτιών, ηλικία σπιτιών, τύπος σπιτιών, αριθμός κρεβατοκάμαρων, αριθμός λουτρών, αριθμός γκαράζ, γεωγραφική θέση. Τα εμπειρικά αποτελέσματα, υποστηρίζουν τη δυνατότητα του τεχνητού νευρωνικού δικτύου στην πρόβλεψη τιμών σπιτιών, αν και προηγούμενες μελέτες έχουν σχολιάσει τη φύση (μαύρων κουτιών) τους με διαφορετικά συμπεράσματα.

Μια ακριβής πρόβλεψη στην τιμή των σπιτιών, είναι σημαντική για τους ενδεχόμενους ιδιοκτήτες ακινήτων, τους υπεύθυνους για την ανάπτυξη, τους επενδυτές, τους εκτιμητές, τους φορολογικούς αξιολογητές, τους δανειστές και τους ασφαλιστές. Η παραδοσιακή πρόβλεψη τιμών σπιτιών, είναι βασισμένη στη σύγκριση τιμών κόστους και πώλησης. Επομένως, η διαθεσιμότητα των μοντέλων πρόβλεψης τιμών καλύπτει ένα σημαντικό κενό πληροφοριών και βελτιώνει την αποδοτικότητα στην αγορά ακινήτων περιουσιών. Στη Νέα Ζηλανδία, οι περισσότεροι άνθρωποι ξέρουν το όφελος της κατοχής ενός σπιτιού, επειδή η αγορά ενός ακινήτου θεωρείται ως κερδοφόρα επένδυση. Η Νέα Ζηλανδία, έχει μια από τις υψηλότερες αναλογίες ανθρώπων, που είναι κάτοχοι σπιτιών στο δυτικό κόσμο, και πάνω από το 70% των πολιτών της ζουν στα σπίτια τους. Δεδομένου ότι, η αγορά σπιτιών στη Νέα Ζηλανδία αναπτύσσεται, η τιμή τους γίνεται ένας κρίσιμος παράγοντας για όσους αναζητούν κατοικία. Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δύο δεκαετιών, έχει υπάρξει ένας πολλαπλασιασμός των εμπειρικών μελετών που αναλύουν τις τιμές κατοικημένων ακινήτων. Κάθε επιτυχημένη έρευνα, έχει βελτιώσει την προβλεπτική δύναμη των μοντέλων, με την υπογράμμιση των ιδιοτήτων της αξίας ακινήτων, όπως η περιοχή κατοικίας, η ποιότητα κατοικίας, η γεωγραφική θέση και το περιβάλλον. Οι πιο πρόσφατες μελέτες, έχουν στραφεί σε εξωτερικές θέσεις, σε δαπάνες συναλλαγής και σε παράγοντες που έχουν επιπτώσεις στο μελλοντικό αναμενόμενο κόστος στην εγχώρια ιδιοκτησία. Τα ηδονικά μοντέλα τιμών, έχουν χρησιμοποιηθεί, συνήθως, για την εκτίμηση τιμών σπιτιών και τιμών ακινήτων περιουσιών. Τα περισσότερα από τα μοντέλα, περιλαμβάνουν τις ιδιότητες κατοικίας όπως η θέση, η γειτονιά και το μέγεθος σπιτιών. Εντούτοις, υπάρχει ένας περιορισμένος αριθμός μελετών, σε αυτήν την

περιοχή, που χρησιμοποιεί μια τεχνική τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Αυτή η μελέτη, χρησιμοποιεί την ηδονική μέθοδο και το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για να καθορίσει, εμπειρικά, τις τιμές των σπιτιών στην Christchurch (Νέα Ζηλανδία). Τα δευτερεύοντα στοιχεία, από 200 σπίτια στην Christchurch, χρησιμοποιούνται σε ένα ηδονικό πλαίσιο τιμών και ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο συγκρίνει, εμπειρικά, την προβλεπτική δύναμη των δύο τεχνικών, προτείνοντας μια κατάλληλη τεχνική για την πρόβλεψη των τιμών των σπιτιών .

3.5.2 Ηδονικό μοντέλο

Η συνάρτηση ορίζεται ως εξής:

PRICE= f (LAND, AGE, TYPE, BEDROOMS,
BATHROOMS, GARAGES, AMENITIES,
INNER CHRISTCHURCH, NORTH CHRISTCHURCH,
SOUTH CHRISTCHURCH,
EAST CHRISTCHURCH, WEST CHRISTCHURCH,
NORTHWEST CHRISTCHURCH, ε)

Οι μεταβλητές στο μοντέλο ορίζονται ως:

PRICE = *τιμή του σπιτιού στην Christchurch (Νέα Ζηλανδία)*
LAND(+) = *μέγεθος εδάφους (σε τετραγωνικά μέτρα)*
AGE(-) = *ηλικία του σπιτιού (σε έτη)*
TYPE(+) = *τύπος σπιτιού: 1, εάν το σπίτι έχει έναν κήπο, 0 ειδάλλως*
BEDROOM(+) = *αριθμός κρεβατοκάμαρων*
BATHROOMS(+) = *αριθμός λουτρών*
GARAGES(+) = *αριθμός γκαράζ*
AMENITIES(+) = *θελκτικότητες γύρω από το σπίτι: 1, εάν το σπίτι είναι κοντά σε δύο ή περισσότερες δημόσιες εγκαταστάσεις (δηλ. στάση λεωφορείων, σχολείο, δημόσιο* πάρκο *και τα λοιπά), 0 ειδάλλως*
ε = *όρος λάθους*

Εκ των προτέρων υποθέσεις υποδεικνύονται από τα (+) και (-) στις παραπάνω μεταβλητές. Με βάση προηγούμενη βιβλιογραφία, υποτίθεται ότι οι περισσότερες από τις μεταβλητές έχουν μια θετική σχέση με την τιμή των σπιτιών, εκτός από την ηλικία. Παραδείγματος χάριν, ένα σπίτι με κήπο είναι ακριβότερο από ένα σπίτι χωρίς κήπο. Ένα μικρό σπίτι είναι φθηνότερο από ένα μεγάλο σπίτι. Ένα σπίτι που έχει πολλές κρεβατοκάμαρες, λουτρά, γκαράζ και είναι κοντά σε δημόσια πάρκα, δημόσιες βιβλιοθήκες κ.ά. αναμένεται να έχει υψηλότερη τιμή από ένα σπίτι που έχει όλα αυτά αλλά σε μικρότερη έκταση. Αντιθέτως, η ηλικία ενός σπιτιού θα είχε μια αρνητική σχέση με την τιμή του, δεδομένου ότι ένα παλαιό σπίτι έχει χαμηλότερη τιμή έναντι ενός πρόσφατα χτισμένου σπιτιού.

3.5.3 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Το σύνολο εκπαίδευσης και το σύνολο παραγωγής περιέχουν 80% και 20% του συνολικού δείγματος, αντίστοιχα. Για να αξιολογήσει την ακρίβεια πρόβλεψης και των δύο μοντέλων, τα στοιχεία στο σύνολο πρόβλεψης (ή σύνολο παραγωγής) χρησιμοποιούνται, όπως και μια πρόβλεψη εκτός δείγματος (out of sample). Στη συνέχεια, υπολογίζονται το R^2 και το μέσο λάθος (RMSE) και συγκρίνονται (παρακάτω εξισώσεις). Το μοντέλο με υψηλότερο R^2 και χαμηλότερο RMSE θεωρείται καλύτερο.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (P_i - \hat{P}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (P_i - \overline{P})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (P_i - \hat{P}_i)^2}$$

Όπου:

Pi είναι η πραγματική τιμή του σπιτιού

$\hat{P}_i$ είναι η κατ΄εκτίμηση τιμή του σπιτιού

n είναι ο αριθμός παρατηρήσεων

Τα αποτελέσματα, παρουσιάζονται στην επόμενη σελίδα.

3.5.4 Αποτελέσματα

Table 1: Correlation Coefficient Matrix

	P	L	A	BD	BA	TO	G
P	1.00						
L	***0.09***	1.00					
A	-0.19	0.30	1.00				
BD	0.18	0.50	-0.12	1.00			
BA	0.35	0.22	-0.33	***0.61***	1.00		
TO	0.47	0.20	-0.35	0.58	***0.85***	1.00	
G	0.33	0.35	-0.32	***0.52***	***0.52***	0.53	1.00

Table 2: Hedonic Price Models

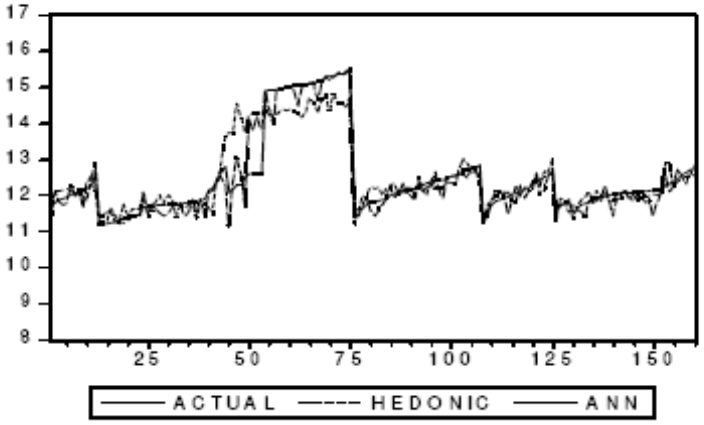
Variable[1/]	Coefficient		
	Model 1[2/]	Model 2[2/]	Model 3[2/]
C	11.1763**	11.2526**	10.3075**
LAND (L)	0.0001	0.0004	-0.0020
AGE (A)	-0.0028*	-0.0029**	-0.0118
TYPE (TY)	0.3599*		
BEDROOMS (BD)	0.0788	0.0622	0.6687**
BATHROOMS (BA)	0.2411**	0.3517**	0.3314
GARAGES (G)	0.1826*	0.0506	0.0321
AMENITIES (AM)	0.0366	0.0941*	0.1997
North Christchurch (NC)	-0.1955*	-0.0281	0.2436
South Christchurch (SC)	-0.2759**	-0.0170	na.
East Christchurch (EC)	-0.4521**	-0.2483**	-0.1040
West Christchurch (WC)	-0.2250*	-0.0001	0.1947
Northwest Christchurch (NWC)	1.9423**	2.3804**	1.5601**
R^2	0.7833	0.8780	0.7817
Adj. R^2	0.7657	0.8660	0.6944
F-stat.	44.2913**	73.2795**	8.9516**
White Heteroscedasticity Test	7.1970**	2.3153**	5.3612**
	N = 160[3/]	N = 124	n = 36

Table 3: Neural Networks' Relative Contribution Factor

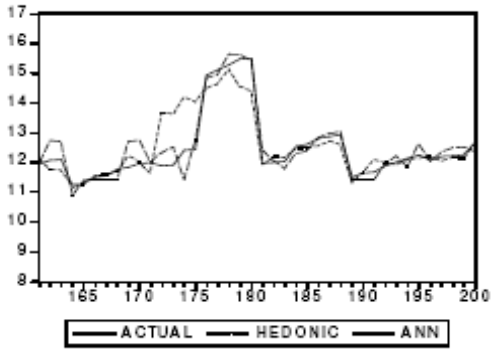
Factor	Relative Contribution		
	Model 1	Model 2	Model 3
LAND (L)	0.0879	0.1724	0.0608
AGE (A)	0.2231	0.0936	0.1804
TYPE (TY)	0.0766		
BEDROOMS (BD)	0.0649	0.0598	0.1749
BATHROOMS (BA)	0.0621	0.1206	0.0517
GARAGES (G)	0.1700	0.1615	0.1824
AMENITIES (AM)	0.0675	0.0355	0.1160
North Christchurch (NC)	0.0299	0.0747	0.0463
South Christchurch (SC)	0.0306	0.0639	na.
East Christchurch (EC)	0.0391	0.0453	0.0375
West Christchurch (WC)	0.0493	0.0788	0.0319
Northwest Christchurch (NWC)	0.0990	0.0940	0.1181
R^2	0.9450	0.9942	0.9378
	N = 160	n = 124	n = 36

Table 4: Comparing the Out-of-Sample Forecast Evaluation Results for Hedonic Price Model and Neural Network Model

	Model 1	Model 2	Model 3
Hedonic price model			
- R^2	0.6192	0.7499	0.3807
- RMSE	876,215.63	642,580.05	1,435,810.81
Neural network model			
- R^2	0.9000	0.8408	0.6907
- RMSE	449,111.46	512,614.99	1,014,721.92
	N = 40	n = 31	n = 9



Πραγματικές και κατ'εκτίμηση τιμές σπιτιών (πρόβλεψη εντός δείγματος)



Πραγματικές και κατ'εκτίμηση τιμές σπιτιών (πρόβλεψη εκτός δείγματος)

3.5.5 Συμπεράσματα

Αυτή η μελέτη, συγκρίνει, εμπειρικά, την προβλεπτική δύναμη του ηδονικού μοντέλου τιμών και ενός μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου πρόβλεψης τιμών σπιτιών. Τα μοντέλα εξετάζονται για την προβλεπτική δύναμή τους, χρησιμοποιώντας 200 πληροφορίες σπιτιών στην Christchurch (Νέα Ζηλανδία). Τα αποτελέσματα, από τα ηδονικά μοντέλα, θεμελιώνουν τα προηγούμενα συμπεράσματα. Ακόμα κι αν το R^2 των ηδονικών μοντέλων είναι υψηλό (>από 75%), για την πρόβλεψη εντός δείγματος, δεν ξεπερνούν τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Επιπλέον, τα ηδονικά μοντέλα παρουσιάζουν φτωχότερα αποτελέσματα για την πρόβλεψη εκτός δείγματος, ειδικά σε σύγκριση με το νευρωνικό μοντέλο. Κατά συνέπεια, τα εμπειρικά στοιχεία που παρουσιάζονται σε αυτήν την μελέτη, υποστηρίζουν τη δυνατότητα του νευρωνικού δικτύου στην πρόβλεψη τιμών σπιτιών, αν και σε προηγούμενη βιβλιογραφία έχουν παρουσιαστεί διαφορετικά συμπεράσματα. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, μπορεί να ξεπεράσει μερικά από τα προβλήματα σχετικά με τα σχέδια στοιχείων και την υπόθεση υπογράμμισης του ηδονικού μοντέλου. Κατά συνέπεια, το μοντέλο παράγει ένα καλύτερο αποτέλεσμα πρόβλεψης όταν συγκρίνεται με το ηδονικό μοντέλο. Εντούτοις, πρέπει να σημειωθεί ότι, το βέλτιστο τεχνητό νευρωνικό μοντέλο δημιουργείται από τη στρατηγική δοκιμής-λάθους. Χωρίς αυτήν την στρατηγική, τα αποτελέσματα μπορεί να μην δείξουν την ανωτερότητα του νευρωνικού μοντέλου. Υπάρχουν, εντούτοις, μερικοί περιορισμοί σε αυτήν την μελέτη. Αρχικά, η χρησιμοποιούμενη τιμή σπιτιών δεν είναι η πραγματική τιμή πώλησης, αλλά η κατ' εκτίμηση τιμή, λόγω της δυσκολίας στη λήψη των πραγματικών στοιχείων από την αγορά. Αφετέρου, αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί πληροφορίες σπιτιών μόνο για το τρέχον έτος. Η χρονική επίδραση στην τιμή σπιτιών, που θα μπορούσε ενδεχομένως να προσκρούσει στα κατ' εκτίμηση αποτελέσματα, αγνοήθηκε (το ίδιο σπίτι πρέπει να έχει διαφορετική τιμή στα διαφορετικά έτη, υποθέτοντας ότι ο παράγοντας ηλικίας είναι σταθερός). Τέλος, η τιμή σπιτιών θα μπορούσε να επηρεαστεί από μερικούς άλλους οικονομικούς παράγοντες (όπως η συναλλαγματική ισοτιμία και το επιτόκιο), οι οποίοι δεν συμπεριλαμβάνονται στην εκτίμηση.

3.6 Ενσωματώνοντας Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (GIS) για την Αξιολόγηση Μονο-Ακινήτων

3.6.1 Εισαγωγή

Ο σκοπός αυτού του άρθρου, είναι να καταδειχθεί η δυνατότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και του GIS να βελτιώσουν την ακρίβεια της εκτίμησης αξίας για τα κατοικημένα ακίνητα. Η αξιολόγηση ακινήτων, δεν είναι, πλέον, μια ''παραδοσιακή δουλειά'' που στηρίζεται στις απόψεις ειδικών σχετικά με την αξία. Το επάγγελμα αντιμετωπίζει, τώρα, το μεγαλύτερο μετασχηματισμό στη διαδικασία και στη μεθοδολογία αξιολόγησης, μαζί με τις καινοτομίες στην τεχνολογία πληροφοριών (Information Technology). Η τεχνολογία, έχει βαθιά επίδραση στο επάγγελμα και στη διαδικασία αξιολόγησης ακινήτων. Κατά ένα μεγάλο μέρος, είναι πιεσμένη από τις ανάγκες των σημερινών πελατών, που απαιτούν γρήγορη, εύκολη και αντικειμενικότερη διαδικασία για να σχηματίσουν άποψη σχετικά με την αξία. Η πρόοδος στην τεχνολογία πληροφοριών, αλλάζει τον τρόπο με τον οποίο η διαδικασία πραγματοποιείται και οδηγεί σε περισσότερες αναλυτικές εφαρμογές μέσα στο επάγγελμα αξιολόγησης. Η προσέγγιση σύγκρισης πωλήσεων, για την εκτίμηση ενός μονο-ακινήτου, συνδυάζει την ειδική ποιοτική αξιολόγηση με την ποσοτική ανάλυση του υπαγόμενου ακινήτου. Οι προβλεφθείσες τιμές, αξιολογούνται, έπειτα, προτού να δοθεί μια τελική αξιολόγηση. Η παραδοσιακή ηδονική προσέγγιση, που περιλαμβάνει την εφαρμογή της πολλαπλάσιας οπισθοδρόμησης, είναι προβληματική και αντιμετωπίζει μερικά προβλήματα με τα στοιχεία. Αυτό συμβαίνει όταν το μεγάλο σύνολο δεδομένων αναλύεται και η επίδραση των ιδιοτήτων τοποθεσίας δεν μπορεί να εξηγηθεί ρητά. Ένα αυτοματοποιημένο μοντέλο αξιολόγησης (Automated Valuation Model), που ονομάζεται ''Geo-Information Neural System'' (GINS), αναπτύσσεται ως εναλλακτική λύση για να χρησιμοποιηθεί στην αξιολόγηση ενός μονο-κατοικημένου ακινήτου. Αυτό το σύστημα, ενσωματώνει μια τεχνική γεωγραφικού συστηματος πληροφοριών (Geographic Information System) με την μοντελοποίηση τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN). Περιλαμβάνει την καθιέρωση ενός συστήματος διαχείρισης βάσεων δεδομένων GIS για όλα τα ακίνητα στα Damansara Heights (Kuala Lumpur). Το GIS, χρησιμοποιείται για τις μετρήσεις απόστασης θέσης, τις χωρικές ερωτήσεις και τη θεματική χαρτογράφηση, ενώ το ANN, απασχολείται με το να ξεδιπλώσει τον τρόπο με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος θα επεξεργαστεί τα στοιχεία με την εκμάθηση των σχέσεων (σε αυτήν την περίπτωση, αυτή που υπάρχει είναι

μεταξύ των χαρακτηριστικών των ακινήτων, όπως οι φυσικές ιδιότητες και ιδιότητες θέσης, καθώς και η τιμή πωλήσεων). Ένα δείγμα 100 πωλήσεων σπιτιών λαμβάνεται. Το, εκπαιδευμένο, νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται για να προβλέψει την πιθανή αξία ενός κατοικημένου ακινήτου. Το μοντέλο στηρίζεται σε μια πλατφόρμα GIS, η οποία θα επιτρέψει την αυτοματοποίηση GINS, καθώς επίσης και τη συμπεριφορά των διαλογικών αξιολογήσεων. Τα αποτελέσματα, δείχνουν ότι τα GINS παρέχουν ένα αποδοτικό εργαλείο AVM το οποίο, με τη σειρά του, παρέχει τις ανώτερες αξιολογήσεις κατοικημένων ακινήτων. Η ακρίβεια βελτιώνεται με την ελαχιστοποίηση της επιρροής των υποκειμενικών κρίσεων. Η τεχνική, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ελέγξει τις αξιολογήσεις που παράγονται με τις παραδοσιακότερες μεθόδους, καθώς επίσης και για να βελτιώσει, περαιτέρω, τη γενική ποιότητα των αξιολογήσεων μονο-ακινήτων.

Σε αυτό το άρθρο, δίνουμε έμφαση στο πώς η τεχνολογία των ANN και GIS παρέχει στο επάγγελμα αξιολόγησης τη νέα τεχνική. Ο στόχος είναι να παρουσιαστεί η ανάπτυξη αυτόματων μοντέλων αξιολόγησης (GINS). Παρουσιάζονται τα στοιχεία και η μεθοδολογία για την ανάπτυξη των GINS, καθώς και οι εφαρμογές τους στην αξιολόγηση μονο-ακινήτων. Το άρθρο, ολοκληρώνεται με τη συνόψιση των αποτελεσμάτων και του συμπεράσματος.

3.6.2 Αυτοματοποιημένο σύστημα αξιολόγησης (Automated Valuation Model-AVM)

Η αξιολόγηση, είναι μια διαδικασία προσδιορισμού της αξίας ενός ακινήτου στην ημερομηνία της αξιολόγησης, για συγκεκριμένους λόγους. Η αξιολόγηση υπάρχει, ως τομέας, επειδή υπάρχει αβεβαιότητα εκ μέρους των πιθανών αγοραστών, των πωλητών, των επενδυτών και άλλων. Αυτό προέρχεται, εν μέρει, από τη σύνθετη φύση του προϊόντος (η ίδια η ακίνητη περιουσία) και από την ανενημέρωτη, ατελή και σύνθετη φύση της αγοράς ακίνητων περιουσιών (Kinnard Jr, 2001). Με την χρησιμοποίηση AVM, οι αξιολογητές μπορούν να παράγουν αξιολογήσεις που λαμβάνουν υπόψη περισσότερους οικονομικούς παράγοντες, απ' ότι συνήθως εξετάζονται στις συμβατικές αξιολογήσεις μονο-ακινήτων.

Το AVM, είναι ένα πρόγραμμα υπολογιστή που χρησιμοποιεί τις σχετικές πληροφορίες ακινήτων για να υπολογίσει την αξία ενός συγκεκριμένου. Τα μοντέλα σύγκρισης πωλήσεων AVM έχουν, γενικά, την ακόλουθη μορφή:

$$V = f(x_1, x_2, x_3, \ldots x_n)$$

όπου το **V** είναι η κατ' εκτίμηση τιμή πώλησης, **f** είναι μια συνάρτηση και **x1, x2, x3,..., xn** είναι χαρακτηριστικά της τοποθεσίας και του ακινήτου. Τα μοντέλα μπορεί να είναι πρόσθετα, πολλαπλασιαστικά ή υβριδικά. Η μοντελοποίηση ANN μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βαθμολογήσει αυτά τα μοντέλα.

3.6.3 Στοιχεία και σχέδιο του μοντέλου

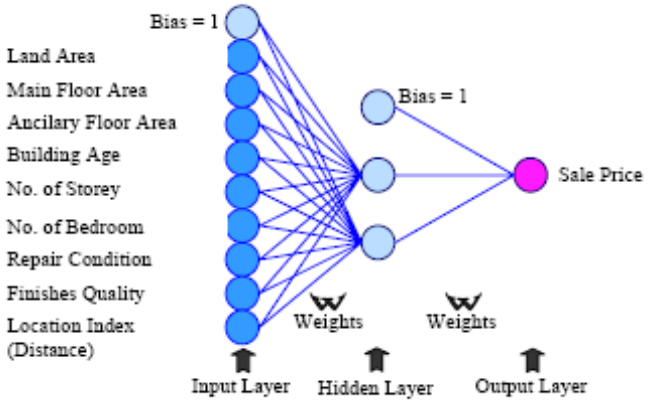
Το πρώτο βήμα στη μοντελοποίηση ενός AVM, είναι η συλλογή δεδομένων. Τα συγκεκριμένα στοιχεία ακινήτων, συλλέχθησαν από το Department of Valuation and Property Services. Οι πωλήσεις 138 ακινήτων μαζεύτηκαν και αναλύθηκαν λεπτομερώς, ώστε να επιλεγούν οι πιο πρόσφατες συναλλαγές και τα καλύτερα στοιχεία. Τα χωρικά στοιχεία, που αποτελούνται από τον ψηφιακό χάρτη των ακινήτων και των ιχνών οικοδόμησης, συλλέχθησαν από τη μονάδα GIS της Kuala Lumpur City Hall. Τα στοιχεία ταξινομήθηκαν ως ποιοτικά ή ποσοτικά και εκδόθηκαν σε MapInfo. Τα ποιοτικά στοιχεία κωδικοποιήθηκαν σε μια αριθμητική μορφή.

Ο πίνακας 1, παρουσιάζει τους τύπους στοιχείων που χρησιμοποιούνται σε αυτήν την ανάλυση.

Attributes	Data Types	Value (Min – Max)	Representation
Selling price (RM mil)	Continuous numeric	1.50 – 5.65	Numeric
Lot area (sqm)	Continuous numeric	441.000 – 1275.331	Numeric
Building MFA (sqm)	Continuous numeric	158.500 – 568.734	Numeric
Building AFA (sqm)	Continuous numeric	22.000 – 380.000	Numeric
Building age	Continuous numeric	2 – 35	Numeric
No. of storey	Discrete numeric	2, 3	Numeric
No. of bedroom	Discrete numeric	3, 4, 5, 6	Numeric
Repair condition	Categorical	Good, Average	One-of-N code
Finishes quality	Categorical	Good, Average	One-of-N code
Distance to exit points (km)	Continuous numeric	0.1 – 5.0	Numeric
Distance to commercials (km)	Continuous numeric	0.05 – 3.5	Numeric
Distance to schools	Continuous numeric	0.05 – 3.5	Numeric

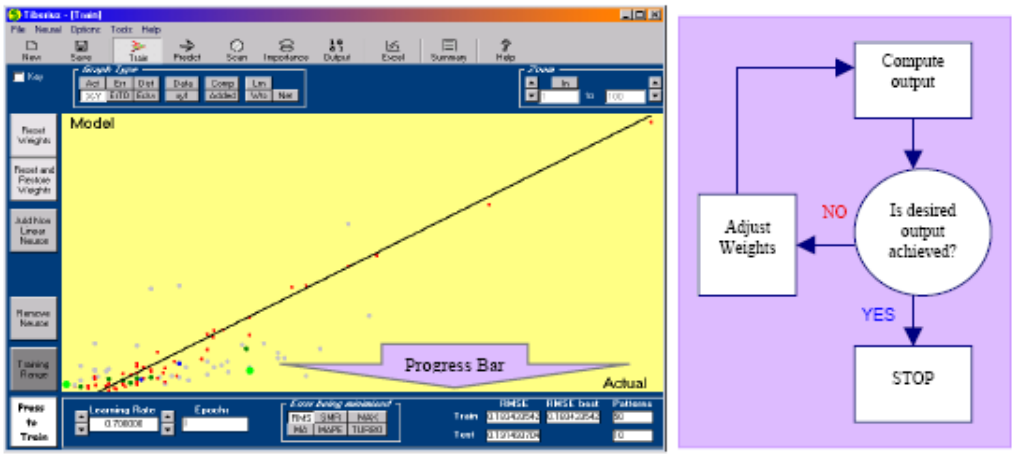
Πίνακας 1: *Τύποι στοιχείων που χρησιμοποιούνται*

Η κατάρτιση του μοντέλου αξιολόγησης ANN αρχίζει με τη διαδικασία εκμάθησης σε Tiberius. Το σχήμα 3.20, επεξηγεί ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου για την αξιολόγηση ακινήτων. Τα εκπαιδευτικά και εξεταστικά σύνολα δεδομένων εισόδου, που αποθηκεύονται στην Microsoft Access, καλούνται και διαμορφώνουν μια δομή ANN MLP-BP.



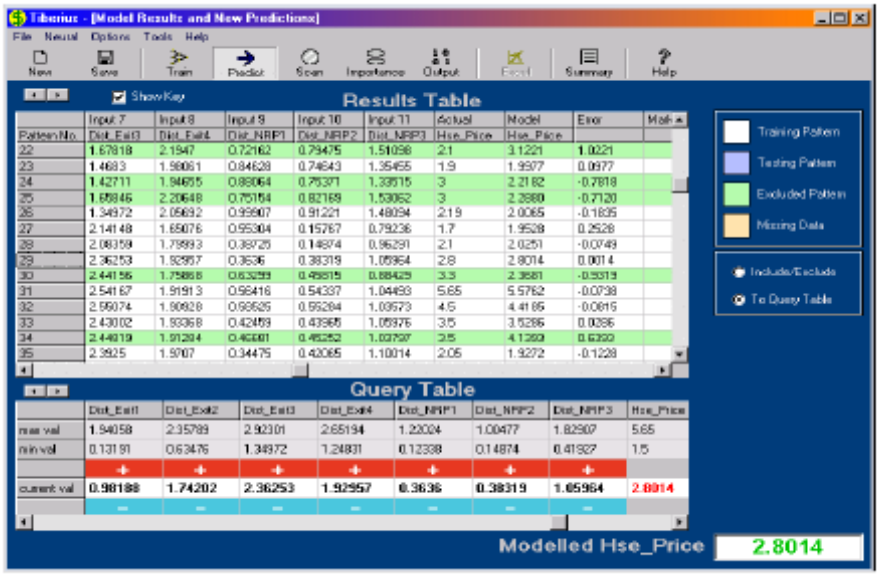
Σχήμα 3.20: *Μοντέλο αξιολόγησης ακινήτων (ANN)*

Το ANN μαθαίνει να υπολογίζει την πρόβλεψη (έξοδος) και ρυθμίζεται με έναν όρο λάθους, με την απαραίτητη έξοδο, για να ελαχιστοποιήσει το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE). Με τον ίδιο τρόπο, μειώνεται το Root Mean Squared Error (RMSE) ή το E2 (σχήμα 3.21).



Σχήμα 3.21: *Το ANN μαθαίνει σε Tiberius*

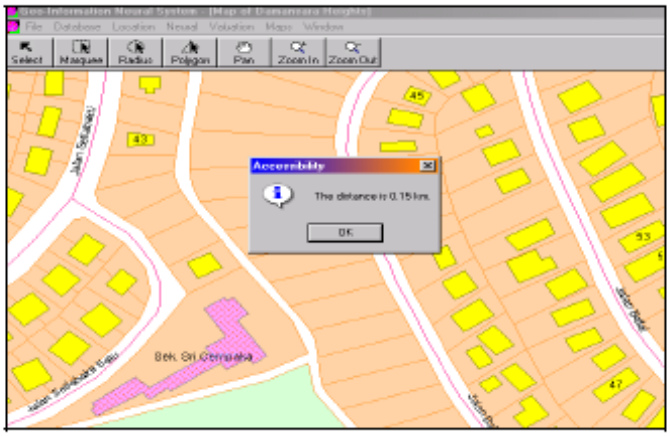
Ενώ η εκπαίδευση συνεχίζεται, το Tiberius προσδιορίζει τους παράγοντες που συμβάλλουν πιο πολύ στις εισόδους, σε σχέση με τις τιμές πώλησης, και παρουσιάζει τα αποτελέσματα όταν λαμβάνεται η επιθυμητή έξοδος (σχήμα 3.22).



Σχήμα 3.22: *Αποτελέσματα εκμάθησης του ANN και το προβλεπτικό μοντέλο*

Η ανάλυση αξίας θέσης, παρέχει μέσα για τη τοποθεσία στην οικονομετρική διαμόρφωση. Οι συναρτήσεις μέτρησης απόστασης, βασισμένες στον αλγόριθμο ΄΄η πιό σύντομη ευθεία γραμμή΄΄ , χρησιμοποιούνται στο MapInfo. Σε αυτήν την μελέτη, χρησιμοποιούμε τους παράγοντες δυνατότητας πρόσβασης και εγγύτητας, ώστε να μετρήσουμε τις αποστάσεις από ένα ακίνητο στα κέντρα επιρροής αξίας, όπως τα εμπορικά κέντρα και τα κύρια σημεία εξόδων της γειτονιάς. Το σχήμα 3.23, εκθέτει τα κύρια σημεία εξόδων, όπως εφαρμόζονται στη μελέτη, ενώ το σχήμα 3.24, παρουσιάζει ένα παράδειγμα της μέτρησης απόστασης για την εγγύτητα σε MapInfo.

Σχήμα 3.23: Κύριες έξοδοι των Damansara Heights



Σχήμα 3.24: *Ανάλυση εγγύτητας*

3.6.4 Αποτελέσματα

Το προβλεπτικό μοντέλο ANN ελέγχεται με τα νέα στοιχεία ακινήτων. Το πείραμα υποβάλλει τα ευνοϊκά αποτελέσματα πρόβλεψης με τις πραγματικές τιμές ακινήτων. Τα ελάχιστα και μέγιστα λάθη είναι 1% και 11%, αντίστοιχα, ενώ το μεσαίο λάθος είναι 5% και 6% (πίνακας 2).

No.	ANN Model Output (RM mil)	Actual Property Prices (RM mil)	Value Difference (RM mil)	Error (%)
1	1.947	2.100	-0.153	7.86
2	2.193	2.030	0.163	7.43
3	2.538	2.480	0.058	2.29
4	2.071	2.000	0.071	3.43
5	1.776	1.750	0.018	1.02
6	2.205	2.300	-0.095	4.31
7	1.788	1.680	0.108	6.04
8	2.895	1.100	-0.206	10.87
9	2.334	2.180	0.154	6.59
10	1.807	1.900	-0.093	5.15

Πίνακας 2: *Αποτελέσματα του προβλεπτικού μοντέλου ANN*

Επομένως, το μοντέλο αξιολόγησης ANN, σε αυτήν την μελέτη, έδωσε μια λογική και αποδεκτή αξία των ακινήτων.

3.6.5 Συμπεράσματα

Το μοντέλο, καταδεικνύει τη δυνατότητα των GIS και ANN, τόσο ως εργαλεία στην απόκτηση και στην χωρική ανάλυση όσο και στο να αποδίδουν τα στοιχεία. Η εφαρμογή του μοντέλου, μπορεί να μειώσει, σημαντικά, το χρόνο και το κόστος που απαιτείται για την εκτίμηση ενός ακινήτου, ενισχύοντας, παράλληλα, την ακρίβεια των εκτιμήσεων. Εντούτοις, ο πυρήνας αξιολόγησης παραμένει σχετικά σταθερός και θα απαιτήσει την αλλαγή μόνο όταν προστίθενται οι αυξήσεις (Robbins, 1998). Αν και τα αποτελέσματα από αυτήν την μελέτη φαίνονται ελκυστικά στην ενίσχυση της τεχνικής αξιολόγησης, υπάρχουν ακόμα ανησυχίες που υποδεικνύουν την ανάγκη για μια περαιτέρω έρευνα στις μελλοντικές μελέτες. Παραδείγματος χάριν, το εννοιολογικό μοντέλο GINS, μπορεί να βελτιωθεί, για άλλη περιοχή εφαρμογής, και μπορεί να ενισχυθεί, για να ικανοποιήσει τις τρέχουσες ανάγκες τόσο της αγοράς όσο και των χρηστών. Ως εκ τούτου, η μελλοντική μελέτη θα προσπαθήσει να προσδιορίσει περισσότερες μεταβλητές που προστίθενται στο μοντέλο αξιολόγησης ANN, όπως οι οικονομικοί και κοινωνικοοικονομικοί παράγοντες.

3.7 Αξιολόγηση Ακινήτων Περιουσιών με τα Νευρωνικά Δίκτυα BrainMaker

3.7.1 Εισαγωγή

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προβλέψουν την τιμή πώλησης ενός σπιτιού. Οι πληροφορίες που παρέχονται από το νευρωνικό δίκτυο βοηθούν τους εκτιμητές να κάνουν αξιολογήσεις, τους πωλητές να καθορίσουν τις κατάλληλες τιμές και τους ιδιοκτήτες σπιτιών να αποφασίσουν εάν οι βελτιώσεις θα ήταν οικονομικώς αποδοτικές. Ως σχεδιαστής νευρωνικών δικτύων, οι αρχικές ευθύνες σας είναι να καθορίσετε σαφώς το πρόβλημα και να παρουσιάσετε τα στοιχεία κατά τέτοιο τρόπο ώστε το δίκτυο να μπορεί να βρεί τα σχέδια. Μόλις ολοκληρωθεί αυτό, η κατάρτιση του δικτύου είναι συνήθως μια διαδικασία ακριβούς καθορισμού.

3.7.2 Το πρόβλημα

Οι παραδοσιακές μέθοδοι για τον καθορισμό της αξίας της ακίνητης περιουσίας περιλαμβάνουν την αξιολόγηση, από έναν επικυρωμένο ειδικό μέσω βοήθειας από υπολογιστή και, φυσικά, την πραγματική τιμή πώλησης. Τα προβλήματα με αυτές τις μεθόδους αξιολόγησης είναι η ασυνέπεια μεταξύ των εκτιμητών, η ανικανότητα των μηχανών να εξετάσουν περισσότερα πέρα από τους κανόνες και τους μαθηματικούς τύπους καθώς και τα αποτελέσματα των μεταβαλλόμενων συνθηκών στην αγορά. Τα νευρωνικά δίκτυα δεν γίνονται θύματα αυτών των προβλημάτων. Όταν εφαρμόζονται στην αξιολόγηση ακινήτων περιουσιών, είναι σε θέση να προβλέψουν την πραγματική τιμή πώλησης με ακρίβεια 90%. Τα νευρωνικά δίκτυα εκτελούν καλύτερα από την ανάλυση πολλών μεταβλητών, δεδομένου ότι είναι εγγενώς μη γραμμικά. Μπορούν επίσης να αξιολογήσουν τις υποκειμενικές πληροφορίες, όπως μια εκτίμηση γειτονιάς, η οποία είναι δύσκολο να ενσωματωθεί στις παραδοσιακές μαθηματικές προσεγγίσεις. Ο Richard Borst, ένας ανώτερος αντιπρόεδρος στην Day & Zimmerman A.E. και εθνικός αρχηγός στις παροχές υπηρεσιών μαζικής αξιολόγησης στο κράτος και στις τοπικές κυβερνήσεις, έχει εκπαιδεύσει επιτυχώς ένα νευρωνικό δίκτυο για την αξιολόγηση της ακίνητης περιουσίας στην περιοχή της Νέας Υόρκης. Το δίκτυό του ενσωματώνει δεκαοχτώ δεδομένα στοιχείων μεταξύ των οποίων είναι: αριθμός μονάδων κατοικιών, εστίες, κουφώματα υδραυλικών εγκαταστάσεων, τετραγωνικά πόδια της περιοχής διαβίωσης, ηλικία, μήνες από την τελευταία πώληση και κλιματισμός. Χρησιμοποιεί 217 αρχεία

πωλήσεων από το 1988 και το 1989 με τις τιμές να κυμαίνονται από $103.000 έως $282,000. Το δίκτυό του εκπαιδεύθηκε σε 386 χρησιμοποιώντας BrainMaker Professional v2.5 (California Scientific: Nevada City, CA).

3.7.3 Τα στοιχεία

Τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν στο δίκτυο του κ. Borst's, συλλέχθησαν από την εταιρία μαζικής αξιολόγησης Cole-Layer-Trumble και αντιπροσωπεύουν τις πωλήσεις από μια ενιαία περιοχή. Τα στοιχεία που επιλέγονται είναι παρόμοια με αυτά που ένας εκτιμητής θα εξέταζε για να κάνει μια αξιολόγηση. Ο πίνακας, παρακάτω, περιλαμβάνει όλες τις μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στο αρχικό σχέδιο δικτύων και τη σειρά των πιθανών τιμών για κάθε μια. Όλες οι τιμές είναι συνεχείς, εκτός από δύο: τον τύπο θέρμανσης και την ομάδα γειτονιάς. Αυτές οι δύο είσοδοι αντιπροσωπεύουν τις κατηγορίες, αλλά δεδομένου ότι κάθε μια έχει μόνο δύο πιθανές τιμές, δεν πρέπει να διαιρεθούν σε χωριστές εισόδους.

Όνομα	Περιγραφή	Σειρά
SALEPRIC	πραγματική τιμή πώλησης σπιτιού	$103,000-250,000
DWLUN	αριθμός μονάδων κατοικιών	1-3
RDOS	μήνες από την πώληση	0-23
YRBLT	έτος κτισίματος	1850-1986
TOTFIXT	αριθμός κουφωμάτων υδρ.εγκαταστάσεων	5-17
HEATING	τύπος συστημάτων θέρμανσης	coded as A or B
WBFPSTKS	τζάκι	0-1
BMNTGAR	υπόγειο γκαράζ	0-2
ATTFRGAR	περιοχή γκαράζ	0-228
TOTLIVAR	συνολική περιοχή διαβίωσης	714-4185
DECK/OFP	ανοικτή περιοχή	0-738
ENCLPOR	κλειστή περιοχή	0-452
NBHDGRP	ομάδα γειτονιάς	coded as A or B
RECROOM	περιοχή δωματίων αναψυχής	0-672
FINBSMT	περιοχή υπογείων	0-810
GRADE%	συντελεστές ταξινόμησης	0.85-1.08
CDU	κατάσταση / επιθυμητό / χρήσιμο	3-5
TOTOBY	συνολική άλλη αξία (bldg & yard)	0-16400

3.8 Περιβαλλοντικές Μεταβλητές και Τιμές Ακινήτων

3.8.1 Εισαγωγή

Ο στόχος αυτού του άρθρου είναι να συγκριθούν τα διάφορα μοντέλα αξιολόγησης ακινήτων περιουσιών και ο τρόπος που λαμβάνουν υπόψη τις περιβαλλοντικές μεταβλητές. Το μοντέλο αναφοράς λαμβάνεται να είναι μια τυποποιημένη πρότυπη γραμμική οπισθοδρόμηση, συμπεριλαμβανομένων των τακτικών μεταβλητών, έτσι ώστε να μετρήσει την περιβαλλοντική ποιότητα. Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται ευρέως. Συγκρίνεται, αρχικά, με τα γραμμικά μοντέλα που ενσωματώνουν περιβαλλοντικές ποιοτικές σημειώσεις που εξήχθησαν από τη βάση δεδομένων αστικών βιότοπων ενός Γεωγραφικού Συστήματος Πληροφοριών (GIS), το οποίο έχει αναπτυχθεί πρόσφατα για τη Γενεύη της Ελβετίας. Επίσης, ενσωματώσαμε αυτές τις ποιοτικές σημειώσεις σε μια ενιαία παράμετρο εισόδου, τον αποκαλούμενο γεο-δείκτη. Οι δείκτες τιμών που κατασκευάζονται κατ' αυτό τον τρόπο είναι αρκετά παρόμοιοι με το πιο παραδοσιακό ηδονικό μοντέλο. Πρόσθετα, διαπιστώνουμε ότι τα μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN), τα οποία είναι μη γραμμικά, εκθέτουν μια παρόμοια γενική μορφή των δεικτών τιμών. Επίσης, οι λεπτομερείς συμπεριφορές τιμών από τα διαφορετικά μοντέλα χαρακτηρίζουν τις ξεχωριστές διαφορές ανάλογα με την επιλογή εισόδου των περιβαλλοντικών μεταβλητών.

3.8.2 Σκοπός του άρθρου

Ο σκοπός αυτού του άρθρου είναι να εξεταστεί η ευρωστία των ηδονικών μοντέλων, όταν οι GIS περιβαλλοντικές μετρήσεις αντικαθιστούν τις ποιοτικές μεταβλητές. Χρησιμοποιούμε την ίδια βάση δεδομένων με αυτήν που χρησιμοποιήθηκε από τον Bender (1994), η οποία περιέχει 285 συναλλαγές στα κτίρια διαμερισμάτων στην Γενεύη την περίοδο 1978-1992. Η ύπαρξη ενός, μάλλον περιεκτικού, συνόλου παραμέτρων εισόδου από ένα GIS είναι επίσης ένα κίνητρο για την έρευνα των προσεγγίσεων διαμόρφωσης, πέρα από τον απλό τύπο γραμμικής συμμεταβολής των περισσοτέρων ηδονικών μοντέλων. Είναι πιθανό, οι σχέσεις μεταξύ των παραμέτρων εισόδου να είναι σύνθετες και επομένως, ένα καλό μοντέλο τιμών πρέπει να υπολογίζει ορισμένα μη γραμμικά αποτελέσματα. Τα μη γραμμικά μοντέλα μπορούν να αναπτυχθούν χρησιμοποιώντας παραμετρικές γραμμικές στατιστικές τεχνικές αλλά, δεδομένου ότι περιλαμβάνουν πάντα κάποια υπόθεση, προτιμάμε να εφαρμόσουμε μια τεχνική χωρίς παραμέτρους. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) αντιπροσωπεύουν μια σχετικά νέα προσέγγιση όσον αφορά τα μη-παραμετρικά και μη-γραμμικά στατιστικά μοντέλα, τα οποία ήδη έχουν χρησιμοποιηθεί σε οικονομικές εφαρμογές που περιλαμβάνουν χρονικές σειρές.

3.8.3 Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων

Είναι αρκετά εύκολο να προσδιοριστούν οι μη γραμμικές σχέσεις τιμών για τις οποίες η γραμμική οπισθοδρόμηση αποτυγχάνει, όσον αφορά τις μεμονωμένες εκτιμήσεις των τιμών ακινήτων περιουσιών και του δείκτη τιμών. Η τιμή δεν σχετίζεται γραμμικά με την ηλικία, την απόσταση από το κέντρο της πόλης και τον αριθμό των λουτρών. Επομένως, οδηγούμαστε στο να ερευνήσουμε τα εναλλακτικά μη γραμμικά μοντέλα. Σε αυτό το άρθρο, μελετάμε τη δυνατότητα, χρησιμοποιώντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, να κατασκευάσουμε μοντέλα τιμολόγησης ακίνητων περιουσιών.

Προκειμένου να κατασταθεί εύκολη η σύγκριση με τη γραμμική οπισθοδρόμηση, η αφετηρία για τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων είναι, επίσης, η λογαριθμική τιμή ως συνάρτηση των παραμέτρων εισόδου των διαφόρων σεναρίων. Σε γενικές γραμμές, τα μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΑΝΝ) είναι μη γραμμικά και χωρίς παραμέτρους. Συνεπώς, δεν απαιτούνται οποιεσδήποτε ιδιαίτερες υποθέσεις για τη λειτουργική μορφή της σχέσης τιμών. Τα μοντέλα ΑΝΝ χρησιμοποιούν τις ίδιες παραμέτρους εισόδου και εξόδου, όπως στα γραμμικά μοντέλα. Στην γλώσσα των μοντέλων ΑΝΝ καλούνται κόμβοι και συμπληρώνονται από κρυμμένους κόμβους που καθορίζουν το μοντέλο από μαθηματική άποψη.

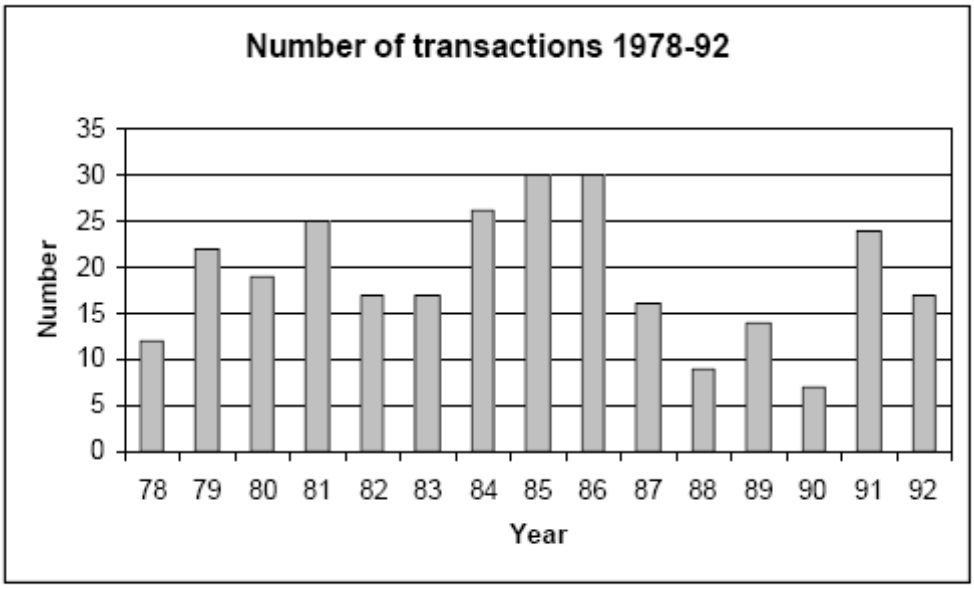
Ο στόχος του ΑΝΝ είναι να αναπτυχθούν μοντέλα που είναι όσο το δυνατόν πιο απλά και παρουσιάζουν κάποια ευρωστία όταν τίθενται σε ισχύ με περισσότερο σύνθετα στοιχεία. Δυστυχώς, το μικρό σύνολο στοιχείων δεν μας επιτρέπει μια πλήρη διαδικασία κατάρτισης, δοκιμής και επικύρωσης. Χρησιμοποιώντας τις τεχνικές διάδοσης για το συσχετισμό με τις τιμές που έχουμε θέσει ως στόχο, φθάνουμε σε μοντέλα, για κάθε ένα από τα τέσσερα σενάρια, τα οποία χαρακτηρίζονται από δύο έως τέσσερις κρυμμένους κόμβους. Χαρακτηριστικά, το σύνολο δεδομένων διαιρέθηκε ως εξής: 60% των παρατηρήσεων για την κατάρτιση, 30% για τη δοκιμή και 10% για την επικύρωση. Το μοντέλο που χρησιμοποιεί δύο έως τέσσερις κρυμμένους κόμβους φαίνεται να προσφέρει μάλλον παρόμοια αποτελέσματα εξετάζοντας το μικρό σύνολο δεδομένων.

Τα μοντέλα ΑΝΝ (που χρησιμοποιούν δύο κρυμμένους κόμβους) χαρακτηρίζονται από έναν συντελεστή συσχετισμού: $\rho = 0.87$ για το σενάριο 1, $\rho = 0.89$ για το σενάριο 2, $\rho = 0.86$ για το σενάριο 3 και $\rho = 0.85$ για το σενάριο 4, το οποίο είναι κάπως υψηλότερο απ'ότι για τα μοντέλα οπισθοδρόμησης. Αυτό δείχνει ότι, τα μοντέλα ΑΝΝ έχουν τη δυνατότητα για μια πιο ρεαλιστική τιμολόγηση των μεμονωμένων ιδιοτήτων. Η κατάρτιση των μοντέλων ΑΝΝ είναι πιο περίπλοκη απ'ότι στην περίπτωση των γραμμικών συμμεταβολών.

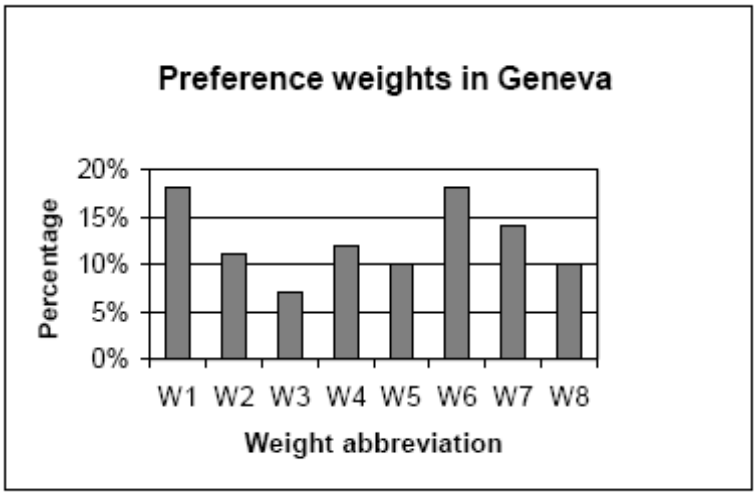
Ειδικότερα, η δομή προσθήκης στη λογαριθμική συνάρτηση τιμής καθιστά την κατασκευή ιδιαίτερα απλή. Η λογικότερη γενίκευση, από την κατασκευή δείκτη τιμών στη γενική κατάσταση μιας μη γραμμικής σχέσης των εισόδων με ln (P), είναι η ακόλουθη: Για ένα ιδιαίτερο, μη γραμμικό, μοντέλο ΑΝΝ και για κάθε έτος της περιόδου 1978-1992, παίρνουμε το μέσο όρο των ln(P) από όλα τα 285 αντικείμενα. Αυτή η αξία γίνεται το κατ'

εκτίμηση γενικό ln(P) για εκείνο το έτος. Αυτό σημαίνει ότι, λειτουργούμε σαν όλα τα αντικείμενα να υποβάλλονταν σε συναλλαγές κάθε έτος και όχι μόνο κατά τη διάρκεια ενός έτους. Κατ' αυτό τον τρόπο, μεταχειριζόμαστε την αγορά συνολικά και όχι μόνο έναν απλό μέσο όρο των συναλλαγών κατά τη διάρκεια ενός έτους. Είναι εύκολο να φανεί ότι αυτή η προσέγγιση που εφαρμόζεται στην περίπτωση της γραμμικής συμμεταβολής οδηγεί στον ίδιο δείκτη τιμών. Οι προκύπτοντες δείκτες τιμών, για τα τέσσερα σενάρια, σε σύγκριση με το μέσο δείκτη τιμών παρουσιάζονται στο σχήμα 3.25.

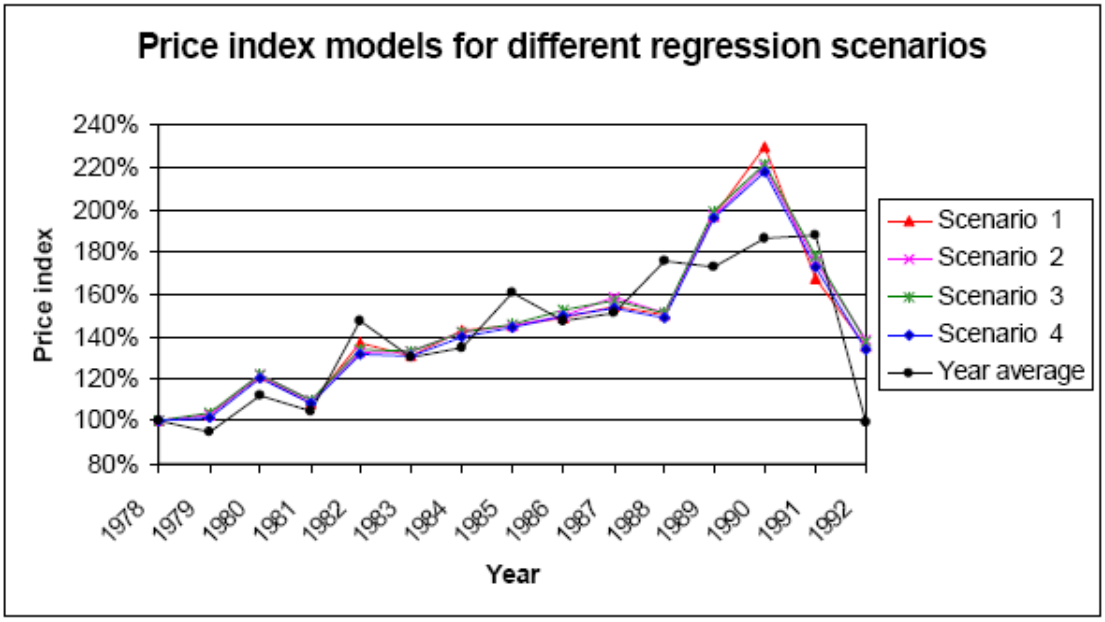
Αντίθετα με αυτό που συμβαίνει για τα γραμμικά μοντέλα, παρατηρούμε τις ξεχωριστές διαφορές στην τιμή μεταξύ των διαφόρων σεναρίων. Αυτό είναι κατανοητό, από την κατασκευή των δεικτών τιμών, και μπορούν να ερμηνευθούν καθορίζοντας τα μοντέλα παρεμβολής ως ένα σύνθετο πολυδιάστατο διάστημα παραμέτρου εισόδου. Σαφώς, η παρεμβολή που χρησιμοποιεί τη γραμμική συμμεταβολή μπορεί να συλλάβει μερικά μόνο χαρακτηριστικά γνωρίσματα αυτού του διαστήματος. Με έναν ορισμένο τρόπο, μπορεί να φανεί, ως αρετή, ότι τα γραμμικά μοντέλα φαίνονται να είναι τόσο γερά ώστε δίνουν σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα για τα διαφορετικά σενάρια εισόδου. Το μειονέκτημα, εντούτοις, είναι ότι τα γραμμικά μοντέλα κατασκευάζονται με τέτοιο τρόπο ώστε δεν μπορούν να ανταπεξέλθουν σε ακραίες συνθήκες στην αγορά. Τα μοντέλα ΑΝΝ πιθανώς να είναι πιο ελπιδοφόρα από αυτή την άποψη λόγω της δυνατότητάς τους, όπως επιβεβαιώνεται όταν εφαρμόζονται σε διάφορα προβλήματα ταξινόμησης όπου οι γραμμικές μέθοδοι αποτυγχάνουν, να διαλευκάνουν στο χώρο τις διαφορετικές περιοχές του διαστήματος των παραμέτρων εισόδου.



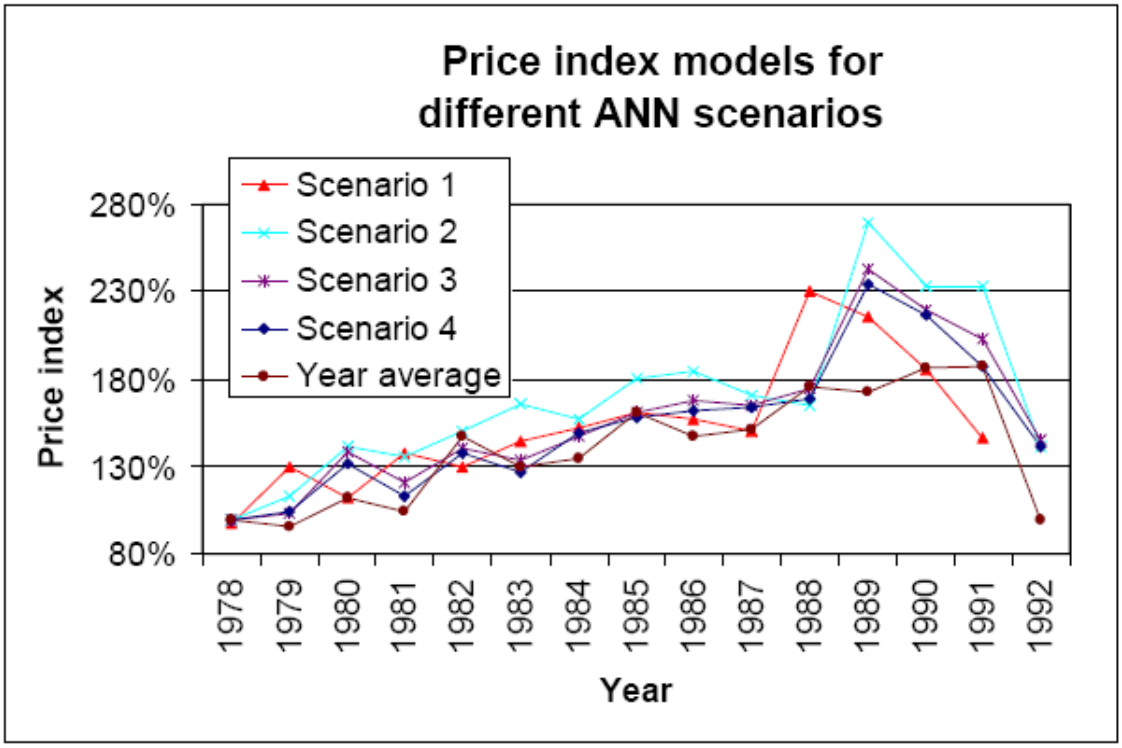
Σχήμα 3.25: *Αριθμός συναλλαγών ακινήτων*



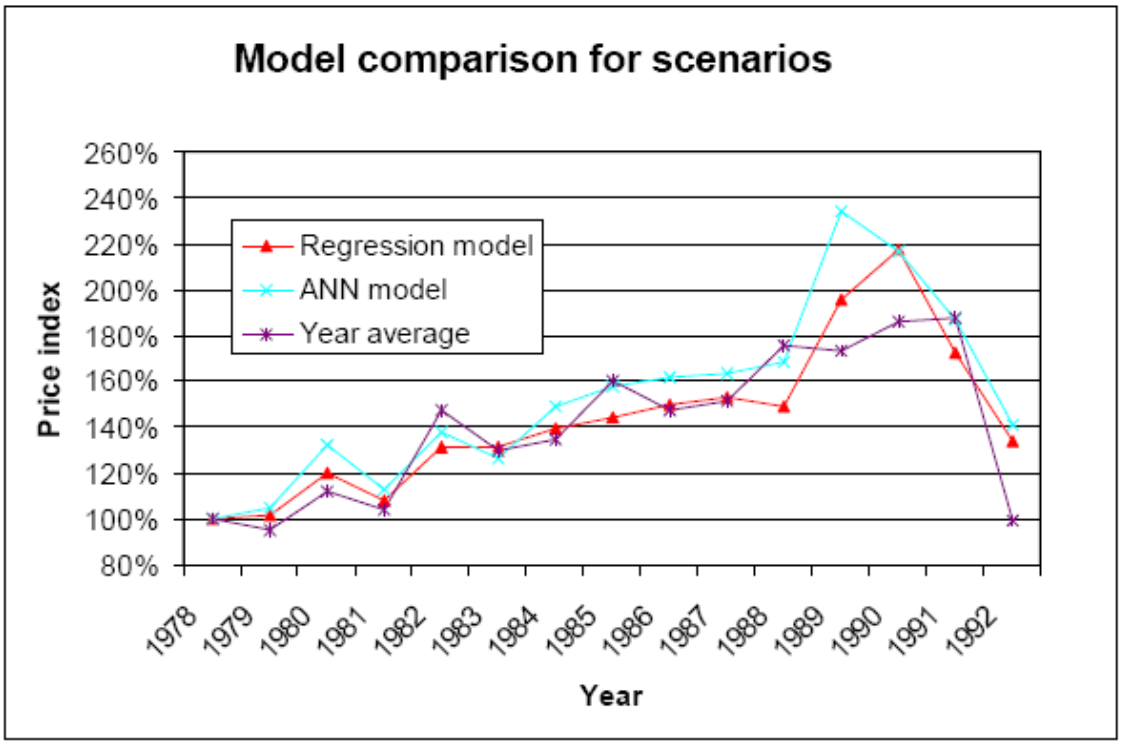
Σχήμα 3.26: *Βάρη προτιμήσεων για την περιβαλλοντική ποιότητα*



Σχήμα 3.27: *Δείκτης τιμών μοντέλων για τα διαφορετικά σενάρια οπισθοδρόμησης*



Σχήμα 3.28: *Δείκτες τιμών για το μοντέλο νευρωνικού δικτύου*



Σχήμα 3.29: *Σύγκριση των μοντέλων για το σενάριο 4 (ρ= 0.85)*

3.8.4 Συμπεράσματα

Από τότε που η σχέση μεταξύ των τιμών της ακίνητης περιουσίας και των διάφορων ανεξάρτητων μεταβλητών είναι πιθανόν να είναι μη γραμμικές, ο στόχος του άρθρου ήταν να επινοηθεί μια μη γραμμική διαδικασία για κατασκευή των δεικτών τιμών, χρησιμοποιώντας τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN). Αυτή η ανάλυση οδηγεί σε δύο συμπεράσματα. Κατ' αρχάς, η γενική μορφή των γραμμικών και των δεικτών τιμών των ANN είναι παρόμοια. Δεύτερον, οι διαφορές στα σενάρια είναι εντονότερες κατά την χρησιμοποίηση των μοντέλων ANN σε σχέση με τα ηδονικά γραμμικά μοντέλα. Σε αυτή τη φάση, δεν είναι δυνατό να δοθεί μια καθορισμένη απάντηση στο εάν αυτές οι διαφορές είναι σημαντικές. Θα μπορούσε να ειπωθεί ότι, τα γραμμικά μοντέλα δεν αντιλαμβάνονται τον αντίκτυπο των περιβαλλοντικών παραγόντων στις τιμές των ακινήτων περιουσιών. Θα μπορούσε, επίσης, να λεχθεί ότι τα μοντέλα ANN δεν είναι αρκετά γερά. Προκειμένου να βελτιωθεί η ανάλυσή μας, η περαιτέρω έρευνα απαιτεί μεγαλύτερα σύνολα στοιχείων τα οποία θα επιτρέψουν μια πιο συστηματική δοκιμή των μοντέλων.

3.9 Πρόβλεψη της Αξίας Ακινήτων: Μοντελοποίηση της Επιλογής και της Εξάρτησης των Ιδιοτήτων, Χρησιμοποιώντας τη δοκιμή Γάμμα (Gamma Test)

3.9.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το άρθρο, παρουσιάζουμε με τη βοήθεια ενός παραδείγματος που αφορά το πρόβλημα της πρόβλεψης τιμής κατοικιών, μια προσέγγιση στην μοντελοποίηση της επιλογής και εξάρτησης ιδιοτήτων, χρησιμοποιώντας τη δοκιμή Γάμμα (Gamma Test). Η GT απασχολείται σε μια διαδικασία αποτελούμενη από δύο στάδια: πρώτα, η GT οδηγεί έναν Γενετικό Αλγόριθμο (Genetic Algorithm), για να επιλέξει ένα χρήσιμο υποσύνολο των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, από ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων που αναπτύσσουμε από οκτώ οικονομικές στατιστικές σειρές ιστορικών μέτρων, τα οποία μπορούν να προσκρούσουν επάνω στη μετακίνηση τιμών σπιτιών. Έπειτα, παράγουμε ένα μοντέλο πρόβλεψης, που χρησιμοποιεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) που εκπαιδεύεται στο μέσο λάθος (Mean Squared Error) το οποίο υπολογίζεται από τη GT, η οποία προβλέπει ακριβώς τις αλλαγές στο δείκτη τιμών των σπιτιών (House Price Index). Παρουσιάζουμε

ένα υπόβαθρο στην περιοχή προβλήματος και καταδεικνύουμε, βασιζόμενοι στα αποτελέσματα αυτής της μεθοδολογίας, ότι η GT ήταν μεγάλης χρησιμότητας στη διευκόλυνση μιας, βασισμένης σε GA, προσέγγισης για την εξαγωγή ενός υγιούς μοντέλου πρόβλεψης (από έναν μεγάλο αριθμό εισόδων σε μια πραγματική εφαρμογή).

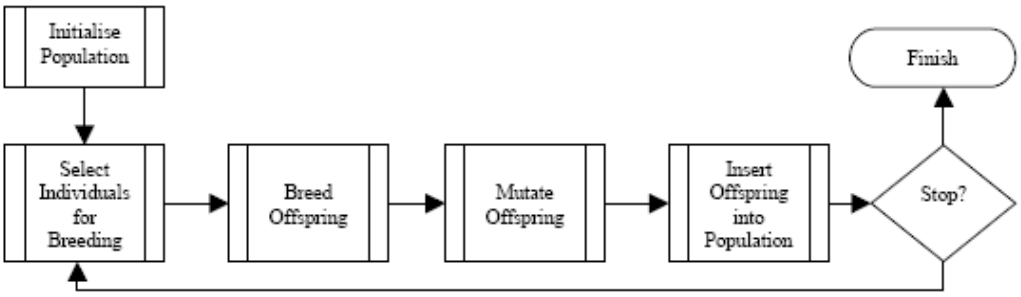
Η ανάπτυξη των μοντέλων (παραδείγματος χάριν, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα) των ομαλών συστημάτων, όπου ο στόχος είναι να κατασκευαστεί ένα μοντέλο, άμεσα, από ένα σύνολο μετρήσεων της συμπεριφοράς του συστήματος, είναι συχνά προβληματική. Αυτό ισχύει, ιδιαίτερα, για τα συστήματα όπου η σχετική χρησιμότητα κάθε μετρικού είναι ασαφής, όπου ένας μεγάλος αριθμός, ενδεχομένως, χρήσιμων εισόδων υπάρχουν και όπου το στοιχείο είναι είτε αραιό είτε περιέχει ένα υψηλό επίπεδο θορύβου. Αυτά τα προβλήματα εξετάζονται συχνά, με τα μοντέλα data-driven που κατασκευάζονται, αναλύονται και ρυθμίζονται πριν επαναλάβουν τον κύκλο, έως ότου είτε κατασκευάζεται ένα χρήσιμο μοντέλο είτε γίνεται προφανές ότι το σύστημα που διαμορφώνεται δεν είναι ομαλό. Σαφώς, αυτή η επαναληπτική διαδικασία απαιτεί ιδιαίτερη εμπειρία και ικανότητα εκ μέρους του επαγγελματία. Η δοκιμή Γάμμα (GT) αναπτύχθηκε, αρχικά, για να διευκολύνει την κατασκευή των μοντέλων data-driven των ομαλών συστημάτων, δηλαδή ένα μοντέλο όπου ο μετασχηματισμός από την είσοδο στην έξοδο είναι συνεχής και έχει τα οριακά πρώτα μερικά παράγωγα πέρα από το διάστημα εισόδου. Η διαδικασία της GT, παρέχει μια εκτίμηση για το επίπεδο θορύβου σε ένα σύνολο στοιχείων υπολογισμένο άμεσα από τα στοιχεία, χωρίς να υποθέσει οποιαδήποτε εκ των προτέρων γνώση για το σύστημα. Η GT παρέχει ένα μέτρο της ποιότητας των στοιχείων που, σε περιπτώσεις υψηλού θορύβου, δείχνει πότε ένα ομαλό μοντέλο δεν υπάρχει μέσα στα στοιχεία.

Το νευρωνικό δίκτυο (ANN) παράγει μοντέλα από χρήσιμα στοιχεία και φθάνει σε ένα σημείο όπου η συνέχιση της διαδικασίας τείνει να υπερεκπαιδεύσει το δίκτυο, μια κατάσταση όπου ο θόρυβος ενσωματώνεται στο μοντέλο. Επομένως, η παροχή ενός μέτρου του θορύβου, μέσα σε ένα σύνολο στοιχείων πριν η άσκηση μοντελοποίησης αρχίσει τις προμήθειες, είναι ένα σημείο στο οποίο η άσκηση εκπαίδευσης πρέπει να ολοκληρωθεί. Εντούτοις, η χρησιμότητα ενός data-derived μέτρου του θορύβου μέσα σε ένα μη γραμμικό σύστημα επεκτείνεται περαιτέρω. Δηλαδή, η παροχή μιας εκτίμησης του επιπέδου θορύβου μέσα σε ένα σύνολο στοιχείων, παρέχει μέσα για τα χρήσιμα χαρακτηριστικά γνωρίσματα προτού αρχίσει η επαναληπτική διαδικασία παραγωγής ενός data-driven μοντέλου. Σε αυτό το άρθρο, οι συντάκτες καταδεικνύουν, με τη βοήθεια ενός πραγματικού παραδείγματος που είναι γνωστό σε πολλούς, την πρακτική χρησιμότητα της GT στον τομέα της μοντελοποίησης, της επιλογής και της εξάρτησης των ιδιοτήτων. Συγκεκριμένα, οι συντάκτες επιδεικνύουν πώς ένας GA, οδηγούμενος από μια αντικειμενική συνάρτηση GT, μπορεί να παράγει ένα δείγμα από διαφορετικές επιλογές ιδιοτήτων που, όταν αναλύεται, προσδιορίζει έντονα ποιές ιδιότητες είναι εμφανείς. Επιπλέον, οι συντάκτες επιδεικνύουν πώς αυτές οι εμφανείς ιδιότητες χρησιμοποιήθηκαν για να παράγουν ένα μοντέλο ANN, το οποίο οδήγησε στις καλές πραγματικές προβλέψεις και τάσεις, προσεγγίζοντας τις πραγματικές.

Κατ' αρχάς, στον αναγνώστη παρουσιάζεται μια επισκόπηση των διαδικασιών GT, GA και ANN, καθώς και της περιοχής προβλήματος. Έπειτα, μια εξήγηση δίνεται για το πώς αυτές οι διαδικασίες εφαρμόστηκαν ώστε να εξάγουν χρήσιμα χαρακτηριστικά γνωρίσματα και σχετικές προβλέψεις. Τέλος, τα συμπεράσματα συνάγονται και τα σχέδια για τη μελλοντική εργασία επεξηγούνται.

3.9.2 Ο Γενετικός Αλγόριθμος

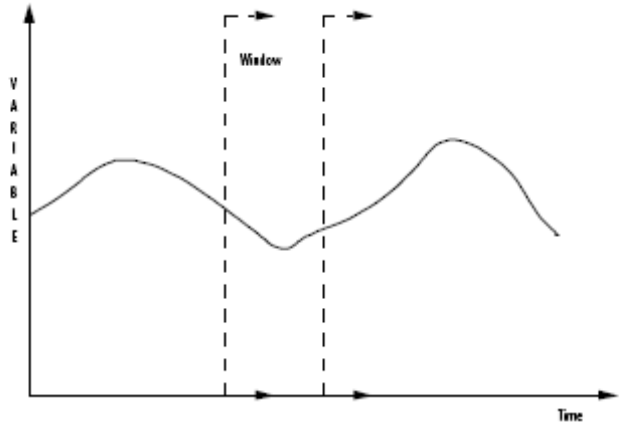
Εδώ, παρουσιάζουμε μια επισκόπηση μιας γενικής διαδικασίας GA, που εξηγεί πώς κάθε φάση εφαρμόζει στην εξελικτική διαδικασία. Η διαδικασία GA, καθορίζει πότε ο πληθυσμός αρχικοποιείται, ποιά άτομα πρέπει να επιζήσουν, ποιά πρέπει να αναπαραχθούν και ποιά πρέπει να πεθάνουν. Σε κάθε γενιά, τα άτομα (που καθορίζονται από την αντικειμενική συνάρτηση) έχουν την άδεια να αναπαραχθούν (μέσω επιλογής) με άλλα άτομα μέσα στον πληθυσμό. Ο απόγονος μπορεί, έπειτα, να υποβληθεί στη μεταλλαγή, η οποία είναι να ειπωθεί ότι ένα μικρό μέρος του γενετικού υλικού τους αλλάζει. Ο απόγονος παρεμβάλλεται έπειτα στον πληθυσμό, γενικά αντικαθιστώντας τα χειρότερα μέλη του υπάρχοντος πληθυσμού, αν και υπάρχουν άλλες στρατηγικές (τυχαιότητα). Χαρακτηριστικά, η εξέλιξη σταματά μετά από έναν δεδομένο αριθμό γενεών. Αλλά, για να βρεθεί η καλύτερη λύση, η σύγκλιση πληθυσμών ή οποιοδήποτε άλλο ειδικό κριτήριο προβλήματος μπορεί να χρησιμοποιηθεί. Λαμβάνοντας υπόψη αυτήν την επισκόπηση της γενικής μεθοδολογίας που υιοθετείται, τα εξής τμήματα περιγράφουν την περιοχή του προβλήματος και το πώς μοντελοποιήθηκε το πρόβλημα.



Σχήμα 3.30: *Γενετική διαδικασία εξέλιξης αλγορίθμου*

3.9.3 Πρόβλεψη με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN)

Η μπροστινή προβολή μιας αξίας που ποικίλλει με το χρόνο, μπορεί να προσεγγιστεί από ένα μοντέλο χρονικής σειράς χρησιμοποιώντας ποικίλες παραδοσιακές τεχνικές. Τα περισσότερα τέτοια σχέδια, στηρίζονται στην υπόθεση της γραμμικότητας ή σε κάποιου είδους μετασχηματισμό των στοιχείων (όπως ένας λογάριθμος ή ένα συνημίτονο). Η απαραίτητη συνάρτηση, πρέπει να τεθεί ως αίτημα από το χρήστη για κάθε μεμονωμένη χρονική σειρά.



Record	Inputs				Output or targets
1	y_{t+2}	y_{t+3}	y_{t+4}	y_{t+5}	y_{t+6}
2	y_{t+1}	y_{t+2}	y_{t+3}	y_{t+4}	y_{t+5}
3	y_t	y_{t+1}	y_{t+2}	y_{t+3}	y_{t+4}
4	y_{t-1}	y_t	y_{t+1}	y_{t+2}	y_{t+3}
5			etc.		

Πίνακας 3: Η χρονική σειρά οργανώνεται ως ένα πίνακα στοιχείων, κάθε αρχείο είναι ένα μικρό παράθυρο της πλήρους χρονικής σειράς. Σε αυτό το παράδειγμα, y_{t+6} είναι η πιο πρόσφατη αξία της χρονικής σειράς.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι συσκευές αναγνώρισης σχεδίων, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά για να εγκαταστήσουν οποιαδήποτε ομαλή μη γραμμική συνάρτηση στα στοιχεία. Έχουν το πλεονέκτημα, ότι δεν υπάρχει καμία ανάγκη να υποτεθεί οποιοσδήποτε μετασχηματισμός ή συναρτησιακή μορφή στα στοιχεία. Το Windowing, είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται συχνά για να επιτρέψει στα ANN να μοντελοποιήσουν μια χρονική σειρά. Το δίκτυο έχει πολλαπλάσιες εισόδους (x1... xm) και μια έξοδο Y. Τα στοιχεία τακτοποιούνται σε m+1 στήλες. Εάν οι διαδοχικές τιμές της χρονικής σειράς αντιπροσωπεύονται από το y_t, y_{t+1}, y_{t-2} .., τότε ο πίνακας 3 παρουσιάζει τη ρύθμιση των στοιχείων, υποθέτοντας ότι m= 4. Ο αριθμός στηλών, αποφασίζεται από το μήκος του συνόλου των στοιχείων και το πλάτος του παραθύρου θεωρείται απαραίτητο να περιλάβει

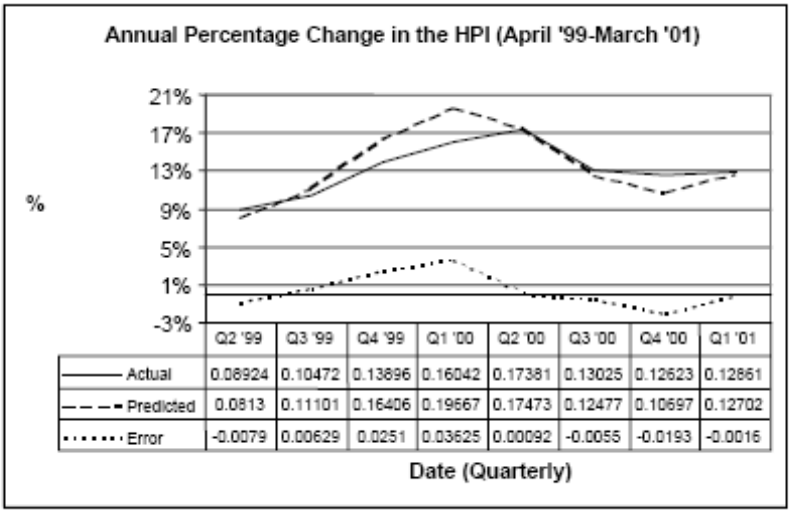
όλα τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά γνωρίσματα της χρονικής σειράς, ένας αριθμός που βρίσκεται συχνά μέσω δοκιμής και λάθους. Μόλις εκπαιδευθεί και επικυρωθεί το μοντέλο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβάλλει τη σειρά μπροστά στο χρόνο. Οι πιό πρόσφατες τιμές n της χρονικής σειράς (μέχρι το y_{t+6} σε αυτήν την περίπτωση) εφαρμόζονται στο νευρωνικό δίκτυο και η έξοδος δίνει την πρώτη προβαλλόμενη αξία της χρονικής σειράς, y_{t+7}. Στη συνέχεια, οι τελευταίες τιμές n-1 της σειράς, συν την αξία y_{t+7} εφαρμόζονται στο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο δίνει τώρα την y_{t+8}. Συχνά, είναι επιθυμητό να προβλεφθεί μια χρονική σειρά που εξαρτάται από άλλη χρονική σειρά. Η είσοδος στο δίκτυο διαμορφώνεται με τη σύνδεση των στοιχείων από τα κατάλληλα ''παράθυρα'' της ανεξάρτητης χρονικής σειράς, ενώ η έξοδος είναι η προβλεφθείσα αξία για την εξαρτώμενη χρονική σειρά. Εντούτοις, η μόνη αλληλουχία οδηγεί συχνά σε μεγάλα διανύσματα εισόδου (που δεν είναι ένα καλό χαρακτηριστικό γνώρισμα κατά την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων) που μπορούν να περιέχουν τις μη-εμφανείς πληροφορίες. Ο στόχος, της επιλογής χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, είναι να μειωθεί το μήκος του διανύσματος εκπαίδευσης με την αφαίρεση των μη-εμφανών στηλών από το συνδεδεμένο διάνυσμα.

3.9.4 Πρόβλεψη χρησιμοποιώντας μια πειραματική εργασία ενός ΑΝΝ

Σε αυτό το τμήμα, παρουσιάζονται οι προβλεφθείσες και πραγματικές ετήσιες μετακινήσεις στον δείκτη House Price Index (HPI), εκτός από τις πραγματικές και προβλεφθείσες τιμές για τον HPI, λαμβάνοντας υπόψη την προβλεφθείσα αλλαγή ποσοστού που παράγεται από το μοντέλο ΑΝΝ.

3.9.4.1 Ετήσια αποτελέσματα μετακίνησης ποσοστού

Η πειραματική εργασία, που χρησιμοποιεί το σύνολο εκπαίδευσης των ενενήντα έξι (96) διανυσμάτων εισόδου για να παράγει ένα μοντέλο ΑΝΝ που, όταν δοκιμαστεί χρησιμοποιώντας τα τελευταία οκτώ τέταρτα των στοιχείων, παράγει τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στο σχήμα 3.31. Το μοντέλο οδήγησε σε ένα μέσο ποσοστό λάθους 9,6% και μια γραμμή τάσης που ακολούθησε στενά την πραγματική, εκτός από ένα από τα διανύσματα δοκιμής, δηλαδή η κατεύθυνση της αλλαγής προβλέφθηκε ακριβώς σε επτά από τα οκτώ τέταρτα δοκιμής.

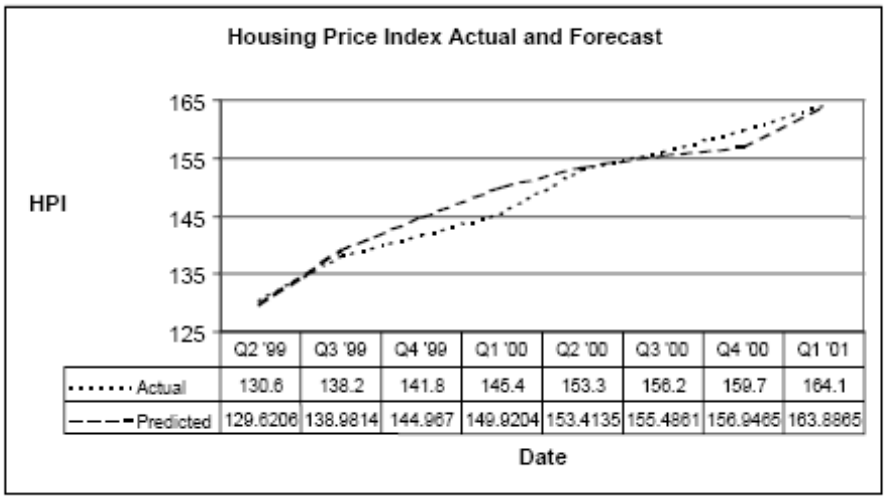


	Q2 '99	Q3 '99	Q4 '99	Q1 '00	Q2 '00	Q3 '00	Q4 '00	Q1 '01
Actual	0.08924	0.10472	0.13896	0.16042	0.17381	0.13025	0.12623	0.12861
Predicted	0.0813	0.11101	0.16406	0.19667	0.17473	0.12477	0.10697	0.12702
Error	-0.0079	0.00629	0.0251	0.03625	0.00092	-0.0055	-0.0193	-0.0016

Σχήμα 3.31: *Ετήσια αποτελέσματα πρόβλεψης μετακίνησης ποσοστού*

3.9.4.2 Πραγματικές μετακινήσεις στο δείκτη τιμών σπιτιών (HPI)

Η προβλεφθείσα μετακίνηση ποσοστού, στον πραγματικό HPI, οδήγησε σε προβλέψεις με μια σειρά 3% και έναν μέσο όρο 1,1% (σχήμα 3.32). Το μοντέλο, που δημιουργήθηκε χρησιμοποιώντας τα στοιχεία εκπαίδευσης, οδήγησε σε μια σταθερή απόκλιση του λάθους πρόβλεψης (0.066901), το οποίο είναι περίπου το 7% της σειράς.



	Q2 '99	Q3 '99	Q4 '99	Q1 '00	Q2 '00	Q3 '00	Q4 '00	Q1 '01
Actual	130.6	138.2	141.8	145.4	153.3	156.2	159.7	164.1
Predicted	129.6206	138.9814	144.967	149.9204	153.4135	155.4861	156.9465	163.8865

Σχήμα 3.32: *Πρόβλεψη δείκτη τιμών κατοικίας*

3.9.5 Συμπεράσματα

Αυτή η εργασία, έχει δείξει ότι ελπιδοφόρα μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να παραχθούν, χρησιμοποιώντας ένα ANN, εκπαιδευμένο στο μέσο λάθος (MSE), που προτείνεται από τη δοκιμή Γάμμα (GT). Επιπλέον, έχει δειχθεί πώς οι χρήσιμοι δείκτες πρόβλεψης μπορούν να επιλεχτούν από μια βάση δεδομένων οικονομικών μετρικών, που χρησιμοποιούν μια διαδικασία GT/GA. Ενώ η προσοχή λήφθηκε στην επιλογή των εισόδων, για αυτήν την πειραματική μελέτη μπορούν να υπάρξουν άλλοι χρήσιμοι δείκτες που θα μπορούσαν να βελτιώσουν την απόδοση του παρόντος μοντέλου. Έχουμε προσδιορίσει ήδη διάφορες άλλες χρονικές σειρές που μπορούν περαιτέρω να βελτιώσουν τη χρησιμότητα των προβλέψεων, πέρα από την εθνική συνολική αγορά στις συγκεκριμένες δευτερεύουσες αγορές. Παραδείγματος χάριν, υπάρχουν ανταγωνιστικές θεωρίες σχετικά με το house-price σχηματισμό και αν είναι δυνατό να εξεταστεί. Οι τιμές εδάφους είναι ένας σημαντικός παράγοντας της τιμής των σπιτιών (τουλάχιστον σε ορισμένες δευτερεύουσες αγορές). Επίσης, καλό θα ήταν τα μοντέλα να τεσταριστούν στα περιφερειακά και έπειτα στα αστικά σύνολα όπου υπάρχουν διαθέσιμα στοιχεία.

3.10 Βελτίωση των Αποτελεσμάτων των Μοντέλων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για την Αξιολόγηση Ακινήτων

3.10.1 Εισαγωγή

Αυτό το άρθρο, επεκτείνει την εργασία, για την εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) στην αξιολόγηση κατοικημένων ακινήτων, που παρουσιάστηκε στη διάσκεψη PRRES το 1997, όπου τα αποτελέσματα των ANN συγκρίθηκαν με την MRA. Οι προσπάθειες γίνονται για να βελτιώσουν τα αποτελέσματα από τα μοντέλα ANN, μέσω της χρήσης περιπλοκότερων μεθόδων (όπως η γενετική βελτιστοποίηση), και για να επιτύχουν την κατάλληλη δομή για τα ANN. Τα αρχικά μοντέλα, δημιουργούνται από διάφορες τοποθεσίες και τύπους ακινήτων, χρησιμοποιώντας τα στοιχεία που παρέχονται από το Τμήμα Περιβάλλοντος και Φυσικών Πόρων στη Νότια Αυστραλία. Τα πειράματα, πραγματοποιούνται για να φανεί εάν ο συνυπολογισμός των πρόσθετων ποιοτικών μεταβλητών, βελτιώνει σημαντικά την προβλεπτική δύναμη των μοντέλων ANN και MRA. Η ανάπτυξη των τεχνητών ευφυών συστημάτων, για την αξιολόγηση κατοικημένων ακινήτων, εμφανίζεται γρήγορα. Στη

Νότια Αυστραλία, ένα τέτοιο σύστημα είναι υπό ανάπτυξη στο πανεπιστήμιο της περιοχής. Αυτή η ανάπτυξη, έχει οδηγήσει σε διάφορες σημαντικές ερωτήσεις, μερικές από τις οποίες εξετάζονται σε αυτό το άρθρο. Ειδικότερα:

• Είναι η τρέχουσα βάση δεδομένων, διαθέσιμη μέσω του Τμήματος Περιβάλλοντος και Φυσικών Πόρων (στη Νότια Αυστραλία), κατάλληλη να παράγει μοντέλα αρκετά υψηλής προβλεπτικής ικανότητας;

• Οι πρόσθετες πληροφορίες, για την πώληση ακινήτων, αυξάνουν σημαντικά την προβλεπτική δυνατότητα; Αν ναι, ποιές μεταβλητές είναι ιδιαίτερα χρήσιμες;

• Οι μέθοδοι, όπως η γενετική βελτιστοποίηση, βελτιώνουν σημαντικά την διαδικασία οικοδόμησης των μοντέλων ΑΝΝ έτσι ώστε να βρεθεί μια καταλληλότερη δομή δικτύων;

3.10.2 Μεθοδολογία - Στοιχεία

Η βάση αυτής της έρευνας, ήταν μια προσεκτική εξέταση για τους πρόσφατους αγοραστές σπιτιών, η οποία πραγματοποιήθηκε από τους σπουδαστές κατά τη διάρκεια των πρώτων εξαμήνων του 1996 και του 1997. Κάθε σπουδαστής είχε ένα δείγμα 20 ακινήτων. Όλα τα ακίνητα απαριθμήθηκαν σε μία λίστα, κατά τη διάρκεια της περιόδου από τον Ιανουάριο του 1995 μέχρι τον Μάρτιο του 1997. Τα στοιχεία, σχετικά με την πώληση, εξήχθησαν από τις λεπτομέρειες πωλήσεων του Τμήματος Περιβάλλοντος και Φυσικών Πόρων (DENR), χρησιμοποιώντας το συγκριτικό λογισμικό πωλήσεων UPmarket. Συνολικά, σαράντα χιλιάδες εννιακόσιες εικοσιτέσσερις πωλήσεις (40.924) βρέθηκαν, ως πιθανές συναλλαγές αγοράς των σπιτιών κατά την διάρκεια της περιόδου.

Τα ακίνητα, επιλέχθηκαν, ως δείγματα, στα περιφερειακά κέντρα της Αδελαϊδας και της Νότιας Αυστραλίας. Το δείγμα ήταν, ελαφρώς, προκατειλημμένο επειδή δεν κατέστη δυνατό να επιλεχτούν όλες οι περιοχές. Δεδομένου ότι, κανένας σπουδαστής δεν έζησε κοντά σε πολλά από τα περιφερειακά κέντρα, καθώς και στα βόρεια και νότια προάστια της Αδελαϊδας, θεωρήθηκε πάρα πολύ μακριά για να ταξιδεψουν εκεί (οι σπουδαστές).

Στους σπουδαστές, δόθηκε μια τυποποιημένη μορφή ερευνών, για χρήση στη συνέντευξη, καθώς επίσης κάρτες και μια επιστολή για την εισαγωγή. Για αυτήν την έρευνα, μόνο ένα μικρό μέρος των στοιχείων χρησιμοποιείται. Το τελικό τμήμα της έρευνας, ολοκληρώθηκε από τους σπουδαστές, οι οποίοι βασίστηκαν στην παρατήρηση των ακινήτων και της γειτονιάς, ακόμα κι αν ο αγοραστής δεν αποκρινόταν σε μια συνέντευξη. Τα στοιχεία από την έρευνα, συγχωνεύθηκαν με τα αντίστοιχα στοιχεία συναλλαγής και αξιολόγησης πωλήσεων του DENR. Οι πωλήσεις της αμφισβητήσιμης χρησιμότητας αφαιρέθηκαν. Ένα τελικό δείγμα, από 1940 πωλήσεις, ήταν διαθέσιμο για περαιτέρω ανάλυση.

3.10.3 Τοποθεσίες

Η δοκιμή του μοντέλου, πραγματοποιήθηκε με όλες τις πωλήσεις που καλύπτουν τις μητροπολιτικές περιοχές της Αδελαϊδας και τα περιφερειακά κέντρα της Νότιας Αυστραλίας. Οι μικρότερες τοποθεσίες είναι βασισμένες στα προάστια. Η Αδελαϊδα έχει μικρά προάστια με, περίπου, 200 σπίτια (σε μερικά εξ' αυτών). Η ανάλυση, σε επίπεδο προαστίων, τείνει να αφαιρέσει οποιουσδήποτε σημαντικούς, ως προς την τοποθεσία, παράγοντες. Όλες οι τοποθεσίες, με 30 ή περισσότερες παρατηρήσεις, επιλέχθηκαν. Αυτό έδωσε 30 προάστια στην Αδελαϊδα. Κανένα περιφερειακό κέντρο δεν είχε ικανοποιητικές πωλήσεις (για την αποτελεσματική διαμόρφωση του μοντέλου). Και οι τριάντα τοποθεσίες χρησιμοποιήθηκαν για τη σύγκριση των μοντέλων MRA. Μόνο τρεις επιλέχθηκαν για τη σύγκριση των μοντέλων ANN. Αυτό οφειλόταν στον μεγαλύτερο χρόνο που απαιτήθηκε για την ανάλυση και τη μεγαλύτερη πολυπλοκότητα των δοκιμών διαμόρφωσης του μοντέλου. Οι τοποθεσίες, που χρησιμοποιήθηκαν, υποδεικνύονται στην θέση που παρουσιάζεται στο σχήμα 3.33 της επόμενης σελίδας.

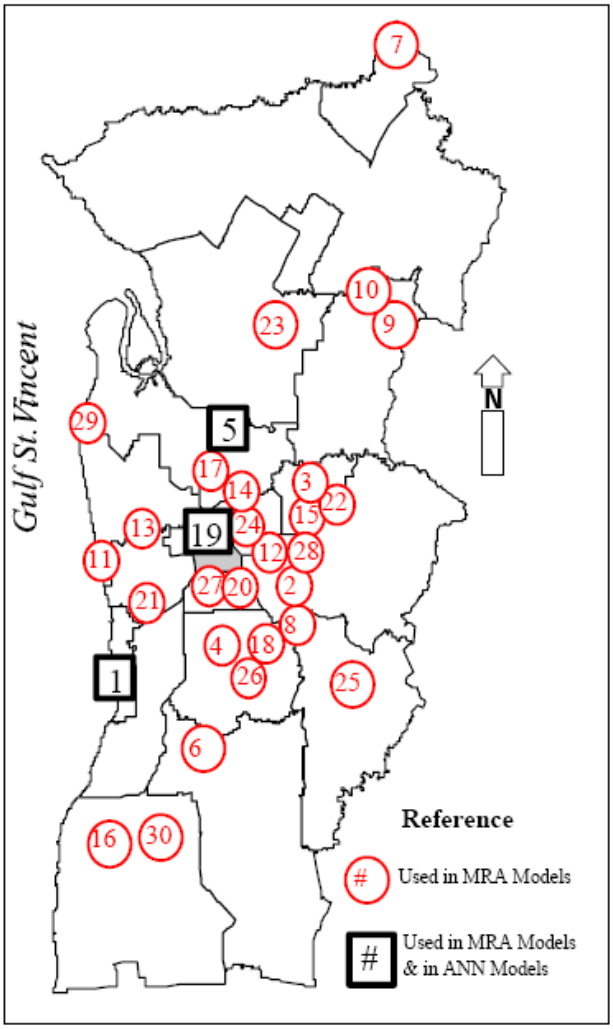


Figure 1 - Location of Suburbs used in this Study

Reference Number	Suburb	# of Cases
1	Brighton	44
2	Burnside	37
3	Campbelltown	30
4	Colonel Light Gardens	30
5	Enfield	53
6	Flagstaff Hill	37
7	Gawler East	36
8	Glen Osmond	33
9	Golden Grove	31
10	Greenwith	45
11	Henley Beach	48
12	Kensington Park/Gardens	55
13	Kidman/Flinders Park	36
14	Klemzig	35
15	Magill	37
16	Morphett Vale	31
17	Nailsworth	46
18	Netherby/Springfield	41
19	North Adelaide	48
20	Parkside	36
21	Plympton	36
22	Rostrevor	38
23	Salisbury	40
24	St. Peters	57
25	Stirling/Aldgate	35
26	Torrens Park	37
27	Unley	56
28	Wattle Park	46
29	West Lakes	35
30	Woodcroft	35

Σχήμα 3.33: *Θέση των προαστίων που χρησιμοποιούνται σε αυτή τη μελέτη*

3.10.4 Μεταβλητές

Οι μεταβλητές, που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα, προκύπτουν είτε από το αρχείο πωλήσεων του DENR είτε από την έρευνα σε οικογένειες. Για κάθε τοποθεσία (και για ολόκληρο το κράτος), τα μοντέλα παράγονται σε μια σταδιακή διαδικασία. Έτσι, επιδιώκεται να πιστοποιηθεί ποιές είναι οι βασικές μεταβλητές στη μοντελοποίηση.

Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν, από το αρχείο του DENR, ήταν: **τιμή πώλησης** (Sale Price), **ημερομηνία πώλησης** (Sale Date), **ζώνη** (Zone), **περιοχή εδάφους** (Land Area), **ισοδύναμη περιοχή οικοδόμησης** (Equivalent Building Area), **κώδικας όρου οικοδόμησης** (Building Condition Code), **έτος κατασκευής** (Year of Construction), **στυλ οικοδόμησης** (Building Style), **επένδυση τοίχου** (Wall Cladding), **επένδυση στέγης** (Roof Cladding) και άλλες βελτιώσεις.

Αυτές οι μεταβλητές αφορούν, πρωτίστως, τα κτίρια (με εξαίρεση την περιοχή εδάφους). Δεν υπάρχουν ποιοτικά χαρακτηριστικά περιοχών και στοιχεία σχετικά με τη θέση, τα χαρακτηριστικά γειτονιάς, τη θέα ή την προοπτική. Ενώ ένα μεγάλο μέρος αυτής της μεταβολής μπορεί να αφαιρεθεί, με τη μοντελοποίηση σε επίπεδο προαστίου, σημαντικές μεταβολές θα υπάρχουν ακόμα. Τα υπεύθυνα στοιχεία, όσον αφορά αυτά τα ζητήματα, μπορούν να συλλεχθούν από μια επιθεώρηση των ακινήτων.

Οι ακόλουθες μεταβλητές έχουν προστεθεί στο σύνολο των στοιχείων (μέσω της έρευνας των σπουδαστών):

1. Χαρακτηριστικά περιοχών (Site Characteristics): κλίση, υψηλή-χαμηλή ανύψωση, πτυχή, driveway πρόσβαση.

2. Προοπτική θέας (View Outlook- distance, angle, type).

3. Γειτονιά (Neighborhood): μέγεθος δρόμων, τύπος οδών, θέση επιφύλαξης, οδικό τοπίο, γραμμές μετάδοσης, ποιότητα σπιτιών, χρήσεις, θέση σε δημόσιες συγκοινωνίες, καταστήματα και σχολεία.

4. Υποκειμενικές εκτιμήσεις (Subjective Ratings): γειτονιά, τριγύρω ακίνητα, ποιότητα σπιτιών, χαρακτηριστικά γνωρίσματα περιοχής, θέα/προοπτική, εμπορευσιμότητα, επιθυμία.

Πριν από τη μοντελοποίηση, οι μεταβλητές κωδικοποιήθηκαν, εκ νέου, όπου ήταν απαραίτητο. Προκειμένου να επιτραπεί η μονελοποίησηση οπισθοδρόμησης, ένας μεγάλος αριθμός μεταβλητών κωδικοποιήθηκε, εκ νέου, σε πλαστές μεταβλητές. Οι πλαστές μεταβλητές, που συνδέθηκαν με το κατοικημένο κτίριο, πολλαπλασιάστηκαν με την ισοδύναμη περιοχή για να μετρήσουν την επίδραση στην βάση, ανά τετραγωνικό μέτρο, σε σχέση με μια ενιαία βάση παρεμπόδισης. Αυτό έχει αποδειχθεί αποτελεσματικότερο σε παλαιότερες μοντελοποιήσεις των στοιχείων κατοικιών της Αδελαϊδας.

Η τιμή (τιμές δολαρίου), χρησιμοποιήθηκε ως εξαρτώμενη μεταβλητή σε όλες τις περιπτώσεις. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές προστέθηκαν στα ακόλουθα βήματα:

Step	Variables Added	Comments
Step 1	Eq Area, Condition, Year of Construction	Basic DENR variables
Step 2	Eq Area, Condition, Year of Construction, Sales Date, Zone, Land Area, Style, Wall Cladding, Roof Cladding - **as Categories**	**ANN MODELS ONLY** All DENR Variables
Step 3	Eq Area, Condition, Year of Construction, Sales Date, Zone, Land Area, Style, Wall Cladding, Roof Cladding - **as Dummies**	All DENR Variables
Step 4	Eq Area, Condition, Year of Construction, Sales Date, Zone, Land Area, Style, Wall Cladding, Roof Cladding - as Dummies **Subjective Ratings** - neighborhood, Surrounding Properties, Streetscape, House Quality, Site Features, View, Marketability, Desirability	All DENR Variables + Subjective Ratings
Step 5	Eq Area, Condition, Year of Construction, Sales Date, Zone, Land Area, Style, Wall Cladding, Roof Cladding - as Dummies **Site, View and Neighborhood Variables** - Slope, Hi-Low, Aspect, Access, View distance, View Angle, View Type Dummies, Road Size, Street Type, Reserve, Public Transport, Schools, Shops, Streetscape, Transmission lines, Surrounding houses, Commercial uses.	All DENR Variables + Other Site, View and Neighborhood variables

3.10.5 Αποτελέσματα

Πίνακας 4: *Συνοψισμένα αποτελέσματα των μοντέλων οπισθοδρόμησης για 30 προάστια και όλες οι πωλήσεις*

		Adjusted R Squared				F Value			
Suburb	# of Cases	Step 1	Step 3	Step 4	Step 5	Step 1	Step 3	Step 4	Step 5
Brighton	44	0.422	0.523	0.770	0.745	17	13	25	22
Burnside	37	0.736	0.736	0.736	0.744	102	102	102	102
Campbelltown	30	0.769	0.769	0.835	0.831	48	48	48	35
Colonel Light Gardens	30	0.278	0.590	0.668	0.724	11	20	19	25
Enfield	53	0.531	0.711	0.757	0.847	26	33	28	29
Flagstaff Hill	37	0.217	0.217	0.217	0.563	11	11	11	16
Gawler East	36	0.609	0.894	0.917	0.894	56	83	81	83
Glen Osmond	33	0.346	0.346	0.346	0.794	18	18	18	19
Golden Grove	31	0.786	0.810	0.810	0.871	111	65	65	52
Greenwith	45	0.815	0.836	0.847	0.857	98	76	76	67
Henley Beach	48	0.740	0.809	0.776	0.809	46	34	30	34
Kensington Park/Gdns	55	0.787	0.833	0.833	0.885	201	91	91	59
Kidman/Flinders Park	36	0.897	0.886	0.886	0.939	305	235	235	93
Klemzig	35	0.691	0.913	0.913	0.913	77	88	88	88
Magill	37	0.598	0.648	0.848	0.789	28	47	35	28
Morphett Vale	31	0.739	0.845	0.861	0.861	86	56	56	56
Nailsworth	46	0.512	0.595	0.595	0.729	25	23	23	25
Netherby/Springfield	41	0.547	0.864	0.864	0.879	49	52	52	49
North Adelaide	48	0.465	0.818	0.826	0.842	21	36	33	28
Parkside	36	0.564	0.823	0.829	0.823	24	41	42	41
Plympton	36	0.594	0.720	0.749	0.778	52	31	27	32
Rostrevor	38	0.821	0.821	0.821	0.806	86	86	86	74
Salisbury	40	0.789	0.862	0.884	0.927	74	62	91	71
St. Peters	57	0.623	0.761	0.783	0.785	94	46	41	41
Stirling/Aldgate	35	0.787	0.885	0.885	0.916	42	52	52	61
Torrens Park	37	0.791	0.893	0.893	0.893	137	61	61	61
Unley	56	0.703	0.820	0.820	0.862	131	62	62	67
Wattle Park	46	0.728	0.803	0.803	0.882	122	62	62	68
West Lakes	35	0.718	0.828	0.874	0.900	44	56	48	52
Woodcroft	35	0.845	0.845	0.892	0.866	186	186	95	111
All Sales	1940	0.634	0.689	0.701	0.758	1120	266	215	236

Πίνακας 5: *Συνοψισμένα αποτελέσματα των μοντέλων νευρωνικών δικτύων- 3 προάστια και όλες οι πωλήσεις- βήμα 1 έως βήμα 5*

	Step 1	Step 2	Step 3	Step 4	Step 5
All sales	21.1%	29.3%	19.9%	24.9%	22.6%
All Sales Optimised	22.1%	28.8%	18.3%	21.2%	17.1%
Brighton	17.5%	8.4%	4.3%	3.9%	5.1%
Brighton Optimised	18.0%	7.7%	3.3%	2.5%	2.0%
Enfield	6.9%	2.6%	1.8%	3.8%	3.3%
Enfield Optimised	6.2%	2.2%	3.5%	3.0%	1.5%
North Adelaide	25.0%	11.7%	7.1%	5.80%	5.8%
North Adelaide Optimised	28.6%	10.6%	5.8%	4.30%	3.3%

Πίνακας 6: *Κατ' εκτίμηση σειρές τιμών και μέσες τιμές βασισμένες στα μοντέλα νευρωνικών δικτύων στο βήμα 1*

Model	Eqarea (Range)	Eqarea (avg)	Condition (range)	Condition (avg)	Year Built (range)	Year Built (avg)	MAPE
All sales 3 (3,3,1)	$ 408,848	$ 507	$ 66,301	$ 9,472	-$ 14,094	-$ 91	21.1%
All Sales Optimised 4(3,17,6,1)	$ 218,668	$ 271	$ 46,449	$ 6,636	-$ 816	-$ 5	22.1%
Brighton 3 (3,3,1)	$ 113,038	$ 571	$141,436	$ 47,145	-$ 81,443	-$ 1,163	17.5%
Brighton Optimised 3 (3,10,1)	$ 111,053	$ 561	$128,468	$ 42,823	-$ 62,146	-$ 888	18.0%
Enfield 3 (3,3,1)	$ 18,232	$ 222	$ 3,828	$ 957	$ 37,317	$ 666	6.9%
Enfield Optimised 4 (3,20,6,1)	$ 26,255	$ 320	$ 2,754	$ 689	$ 13,027	$ 233	6.2%
North Adelaide 3 (3,3,1)	$ 145,250	$ 183	$172,301	$ 34,460	$202,513	$ 1,315	25.0%
North Adelaide Optimised 4(3,15,3,1)	$ 149,628	$ 189	$128,766	$ 25,753	$566,922	$ 3,681	28.6%

3.10.6 Συμπεράσματα

Αυτή η έρευνα, έχει βοηθήσει να διευκρινιστούν διάφορα ζητήματα ζωτικής σημασίας στην περαιτέρω ανάπτυξη των αυτοματοποιημένων και τεχνητών ευφυών συστημάτων αξιολόγησης στη Νότια Αυστραλία. Πολλά από τα συμπεράσματα, είναι πιθανό να είναι σχετικά με άλλες τοποθεσίες, που χρησιμοποιούν άλλα σύνολα στοιχείων.

Το σύνολο στοιχείων, διαθέσιμο σήμερα στη Νότια Αυστραλία μέσω του Τμήματος Περιβάλλοντος και Φυσικών Πόρων (DENR), είναι κατάλληλο για να γίνουν υπεύθυνες-λογικές εκτιμήσεις των τιμών των κατοικημένων σπιτιών στις αστικές και προαστιακές περιοχές της Νότιας Αυστραλίας. Οι πρόσθετες πληροφορίες, που θα μπορούσαν να προστεθούν στο αρχείο του DENR, θα παρείχαν, γενικά, ανώτερα αποτελέσματα, τα οποία κινούν τις περισσότερες εκτιμήσεις από το λογικό προς το ιδιαίτερα αποδεκτό επίπεδο και εξασφαλίζουν ότι ένα λογικό αποτέλεσμα είναι διαθέσιμο για όλες τις τοποθεσίες. Οι πρόσθετες μεταβλητές, που θα μπορούσαν εύκολα να προστεθούν από την εξωτερική εξέταση και θα βελτίωναν την ικανότητα του μοντέλου, θα αφορούσαν, πρωτίστως, τα χαρακτηριστικά των περιοχών και τις ιδιότητες της γειτονιάς. Ακριβώς ποιές μεταβλητές και με ποιά μορφή δεν είναι σαφές σε αυτή τη φάση.

Αυτή η έρευνα, υποστηρίζει προηγούμενη εργασία στη Νότια Αυστραλία (Rossini 1997a, 1997b), που προτείνει ότι είτε η MRA είτε τα ANN θα μπορούσαν να παράγουν τα κατάλληλα μοντέλα. Τα μοντέλα πολλαπλάσιας οπισθοδρόμησης, τα οποία υπολογίζονται από μια σειρά προαστίων, προτείνουν ότι αυτή η μέθοδος θα παρήγαγε γερά και σταθερά αποτελέσματα. Αυτή η έρευνα δεν επιδίωξε να πιστοποιήσει ποιά διαδικασία είναι ανώτερη. Εντούτοις, φαίνεται ότι η MRA είναι καλύτερη για μεγάλα σύνολα στοιχείων, ενώ τα ANN για μικρότερα σύνολα. Αυτό θα υποστήριζε τη χρήση των ANN, για καταστάσεις αξιολόγησης όπου οι μικρο-αγορές εξετάζονται σε μικρές περιοχές γειτονιάς. Η χρήση των γενετικών αλγορίθμων, για τον καθορισμό της δομής των ANN και των βασικών μεταβλητών, θα οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα, ιδιαίτερα κατά τη χρησιμοποίηση μεγάλων συνόλων στοιχείων. Γενικά, αυτή η έρευνα έχει συμβάλλει στην πρόοδο της ανάπτυξης των αυτοματοποιημένων και τεχνητών ευφυών συστημάτων αξιολόγησης, ιδιαίτερα στη Νότια Αυστραλία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Μοντέλο Πρόβλεψης Τιμών Ακινήτων στη Matlab

4.1 Περιγραφή του Μοντέλου Πρόβλεψης

Στο πρακτικό κομμάτι της εργασίας, χρησιμοποιούμε μοντέλο στη Matlab όπου, με τη βοήθεια ενός Γενετικού Αλγορίθμου, γίνεται η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών των ακινήτων. Ο αλγόριθμος δέχεται δεδομένα από μια χρονο-σειρά, η οποία περιέχει τιμές ακινήτων του παρελθόντος, και προβλέπει τις αναμενόμενες τιμές για το μέλλον. Η χρονο-σειρά που χρησιμοποιούμε, περιέχει στοιχεία για κάθε μήνα από τον Ιανουάριο του 1963 έως και τον Αύγουστο του 2007. Ήτοι πεντακόσιοι τριάντα έξι (536) μήνες συνολικά, άρα και τόσες, αντίστοιχα, τιμές ακινήτων.

Για την εκπαίδευση του μοντέλου, επιλέγουμε τις τιμές ακινήτων από τον Φεβρουάριο του 1963 έως και τον Ιούλιο του 2007. Από αυτές τις τιμές, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί το ογδόντα τοις εκατό (80%) του συνόλου αυτού. Το οποίο 80% αντιστοιχεί στις τιμές από τον Φεβρουάριο του 1963 έως και τον Ιούνιο του 1998. Στο πρόγραμμα απεικονίζεται ώς εξής: input11= xlsread ('Price' , 'd4:d537');

Για την πρόβλεψη του μοντέλου, επιλέγουμε τις τιμές από τον Μάρτιο του 1963 έως και τον Αύγουστο του 2007. Από αυτές τις τιμές, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί το είκοσι τοις εκατό (20%) του συνόλου αυτού. Το οποίο 20% αντιστοιχεί στις τιμές από τον Μάρτιο του 1963 έως και τον Σεπτέμβριο του 1971. Στο πρόγραμμα απεικονίζεται ώς εξής: input12= xlsread ('Price' , 'd5:d538');

Για την πραγματοποίηση ενός βήματος μπροστά για την πρόβλεψη, επιλέγουμε τις τιμές από τον Ιανουάριο του 1963 έως και τον Ιούνιο του 2006. Στο πρόγραμμα απεικονίζεται ως εξής: output1= xlsread ('Price' , 'd3:d536');

Με το συγκεκριμένο μοντέλο, προσπαθούμε να επιτύχουμε την βελτιστοποίηση των βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, είτε χρησιμοποιπώντας τον Γενετικό Αλγόριθμο (αν gendum= 1) είτε τη μέθοδο βελτιστοποίησης BFGS Quasi-Newton (αν gendum= 0). Το δίκτυο είναι προσω-τροφοδοτούμενο (feed-forward network) με τρεις νεύρωνες και ένα κρυμμένο επίπεδο (three neurons and one hidden layer) και καθορίζει, επίσης, τον αριθμό των παραμέτρων σε κάθε επίπεδο { (2*3) + 2 + (2*1) + 1= 11 }.

Για τον υπολογισμό τόσο του γραμμικού μοντέλου όσο και του νευρωνικού δικτύου, τα δεδομένα μετατρέπονται με τη μέθοδο του Helge Petrson (McNelis book page 84) με αποτέλεσμα οι τιμές να βρίσκονται στο διάστημα [0,1]. Εν συνεχεία, τα δεδομένα επαναφέρονται και οι τιμές είναι, και πάλι, οι αρχικές.

4.2 Αριθμητικά δεδομένα

Τα αριθμητικά δεδομένα, τα οποία χρησιμοποιούμε στο μοντέλο, παρουσιάζονται σε πίνακες στις επόμενες σελίδες.

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1963	1	17200
1963	2	17700
1963	3	18200
1963	4	18200
1963	5	17500
1963	6	18000
1963	7	18400
1963	8	17800
1963	9	17900
1963	10	17600
1963	11	18400
1963	12	18700
1964	1	17800
1964	2	18000
1964	3	19000
1964	4	18800
1964	5	19300
1964	6	18800
1964	7	19100
1964	8	18900
1964	9	18900
1964	10	18900
1964	11	19300
1964	12	21000
1965	1	20700
1965	2	20400
1965	3	19800
1965	4	19900
1965	5	19600
1965	6	19800
1965	7	21000
1965	8	20200
1965	9	19600
1965	10	19900
1965	11	20600
1965	12	20300
1966	1	21200
1966	2	20900
1966	3	20800
1966	4	23000
1966	5	22300
1966	6	21200
1966	7	21800
1966	8	20700
1966	9	22200
1966	10	20800
1966	11	21700
1966	12	21700

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1967	1	22200
1967	2	22400
1967	3	22400
1967	4	22300
1967	5	23700
1967	6	23900
1967	7	23300
1967	8	21700
1967	9	22800
1967	10	22300
1967	11	23100
1967	12	22200
1968	1	23400
1968	2	23500
1968	3	24600
1968	4	24500
1968	5	25300
1968	6	25400
1968	7	24600
1968	8	25000
1968	9	25000
1968	10	25600
1968	11	24600
1968	12	26500
1969	1	24600
1969	2	26000
1969	3	26200
1969	4	25900
1969	5	26900
1969	6	25200
1969	7	26800
1969	8	24900
1969	9	26000
1969	10	24400
1969	11	24900
1969	12	25100
1970	1	23600
1970	2	24100
1970	3	24100
1970	4	24200
1970	5	25700
1970	6	23800
1970	7	22900
1970	8	23500
1970	9	22600
1970	10	22100
1970	11	23500
1970	12	22300

Πίνακας 4.1: *Τιμές ακινήτων από το 1963 έως και το 1970*

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1971	1	23900
1971	2	24500
1971	3	24300
1971	4	25800
1971	5	25500
1971	6	26100
1971	7	25200
1971	8	25300
1971	9	25400
1971	10	25600
1971	11	25700
1971	12	25300
1972	1	24700
1972	2	26500
1972	3	27400
1972	4	26700
1972	5	27000
1972	6	26800
1972	7	27700
1972	8	28100
1972	9	28000
1972	10	28900
1972	11	29100
1972	12	29700
1973	1	29900
1973	2	29700
1973	3	31400
1973	4	32800
1973	5	32000
1973	6	33100
1973	7	34200
1973	8	33200
1973	9	33200
1973	10	33300
1973	11	34000
1973	12	35700
1974	1	34200
1974	2	34900
1974	3	36000
1974	4	35700
1974	5	35700
1974	6	35100
1974	7	36800
1974	8	35700
1974	9	36200
1974	10	37200
1974	11	37300
1974	12	37400

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1975	1	37200
1975	2	37900
1975	3	38800
1975	4	39200
1975	5	39500
1975	6	37900
1975	7	38600
1975	8	38200
1975	9	39700
1975	10	40700
1975	11	41100
1975	12	42100
1976	1	41600
1976	2	42700
1976	3	43600
1976	4	43300
1976	5	43600
1976	6	46100
1976	7	44600
1976	8	44200
1976	9	44700
1976	10	45300
1976	11	45800
1976	12	45900
1977	1	45500
1977	2	47400
1977	3	46200
1977	4	48700
1977	5	49300
1977	6	48700
1977	7	48600
1977	8	49000
1977	9	48500
1977	10	51400
1977	11	51800
1977	12	52700
1978	1	52300
1978	2	53200
1978	3	53200
1978	4	53300
1978	5	55700
1978	6	56700
1978	7	54800
1978	8	56100
1978	9	57300
1978	10	58300
1978	11	58700
1978	12	59900

Πίνακας 4.2: *Τιμές ακινήτων από το 1971 έως και το 1978*

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1979	1	60300
1979	2	61200
1979	3	60400
1979	4	62600
1979	5	62800
1979	6	64200
1979	7	63800
1979	8	64000
1979	9	66000
1979	10	62300
1979	11	63900
1979	12	61500
1980	1	62900
1980	2	64900
1980	3	62600
1980	4	63100
1980	5	63100
1980	6	64900
1980	7	64000
1980	8	63400
1980	9	68300
1980	10	65600
1980	11	66700
1980	12	67000
1981	1	67600
1981	2	66200
1981	3	66700
1981	4	68700
1981	5	70800
1981	6	68800
1981	7	69500
1981	8	72600
1981	9	65800
1981	10	69600
1981	11	71200
1981	12	68400
1982	1	66200
1982	2	65700
1982	3	67200
1982	4	70200
1982	5	69300
1982	6	69300
1982	7	70900
1982	8	70100
1982	9	67800
1982	10	69700
1982	11	73500
1982	12	71700

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1983	1	73500
1983	2	73800
1983	3	72500
1983	4	74700
1983	5	74500
1983	6	75800
1983	7	75200
1983	8	76800
1983	9	81000
1983	10	75900
1983	11	75900
1983	12	75900
1984	1	76200
1984	2	79200
1984	3	78400
1984	4	79600
1984	5	81400
1984	6	80500
1984	7	80700
1984	8	82000
1984	9	81300
1984	10	80100
1984	11	82500
1984	12	78300
1985	1	82500
1985	2	82000
1985	3	84200
1985	4	85600
1985	5	80100
1985	6	86300
1985	7	82100
1985	8	83300
1985	9	84700
1985	10	85400
1985	11	87200
1985	12	87900
1986	1	86600
1986	2	89700
1986	3	88700
1986	4	92500
1986	5	92100
1986	6	91200
1986	7	94100
1986	8	91500
1986	9	95000
1986	10	96400
1986	11	94000
1986	12	95000

Πίνακας 4.3: *Τιμές ακινήτων από το 1979 έως και το 1986*

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1987	1	98500
1987	2	95200
1987	3	98400
1987	4	96500
1987	5	104900
1987	6	109000
1987	7	105000
1987	8	106800
1987	9	106500
1987	10	106500
1987	11	117000
1987	12	111800
1988	1	119000
1988	2	110900
1988	3	108900
1988	4	111000
1988	5	110000
1988	6	111500
1988	7	118000
1988	8	110000
1988	9	116600
1988	10	112900
1988	11	110400
1988	12	121000
1989	1	113000
1989	2	118000
1989	3	123000
1989	4	116700
1989	5	119000
1989	6	122800
1989	7	116000
1989	8	122900
1989	9	120000
1989	10	123000
1989	11	125000
1989	12	125200
1990	1	125000
1990	2	126900
1990	3	119400
1990	4	130000
1990	5	125000
1990	6	125000
1990	7	118700
1990	8	118400
1990	9	113000
1990	10	120000
1990	11	118900
1990	12	127000

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1991	1	117900
1991	2	119900
1991	3	122500
1991	4	121000
1991	5	116000
1991	6	119000
1991	7	120000
1991	8	120800
1991	9	120000
1991	10	122600
1991	11	118500
1991	12	122000
1992	1	120000
1992	2	117200
1992	3	120000
1992	4	120000
1992	5	113000
1992	6	124500
1992	7	118000
1992	8	123500
1992	9	119500
1992	10	125000
1992	11	128900
1992	12	126000
1993	1	118000
1993	2	129400
1993	3	125000
1993	4	127000
1993	5	129900
1993	6	124500
1993	7	123900
1993	8	126600
1993	9	129400
1993	10	125000
1993	11	130000
1993	12	125000
1994	1	126000
1994	2	129900
1994	3	132300
1994	4	129000
1994	5	129900
1994	6	133500
1994	7	124400
1994	8	133300
1994	9	129700
1994	10	132000
1994	11	129900
1994	12	135000

Πίνακας 4.4: *Τιμές ακινήτων από το 1987 έως και το 1994*

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1995	1	127900
1995	2	135000
1995	3	130000
1995	4	134000
1995	5	133900
1995	6	133700
1995	7	131000
1995	8	134900
1995	9	130000
1995	10	135200
1995	11	137000
1995	12	138600
1996	1	131900
1996	2	139400
1996	3	137000
1996	4	140000
1996	5	136500
1996	6	140000
1996	7	144200
1996	8	137000
1996	9	139000
1996	10	143800
1996	11	143500
1996	12	144900
1997	1	145000
1997	2	143000
1997	3	148000
1997	4	150000
1997	5	141000
1997	6	145000
1997	7	145900
1997	8	144000
1997	9	146300
1997	10	141500
1997	11	145000
1997	12	145900
1998	1	148000
1998	2	156000
1998	3	152700
1998	4	148000
1998	5	153200
1998	6	148000
1998	7	149900
1998	8	154900
1998	9	155000
1998	10	154500
1998	11	151000
1998	12	152500

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
1999	1	153100
1999	2	160000
1999	3	157300
1999	4	159900
1999	5	154400
1999	6	159300
1999	7	158200
1999	8	154800
1999	9	163200
1999	10	161100
1999	11	172000
1999	12	164800
2000	1	163500
2000	2	162400
2000	3	165100
2000	4	162600
2000	5	164700
2000	6	160100
2000	7	169000
2000	8	166600
2000	9	171500
2000	10	176300
2000	11	174700
2000	12	162000
2001	1	171300
2001	2	169100
2001	3	166300
2001	4	175200
2001	5	175300
2001	6	179400
2001	7	175000
2001	8	173700
2001	9	166400
2001	10	171300
2001	11	168100
2001	12	180200
2002	1	187100
2002	2	191100
2002	3	183400
2002	4	187100
2002	5	181000
2002	6	190600
2002	7	175600
2002	8	178900
2002	9	177500
2002	10	189200
2002	11	181200
2002	12	197600

Πίνακας 4.5: *Τιμές ακινήτων από το 1995 έως και το 2002*

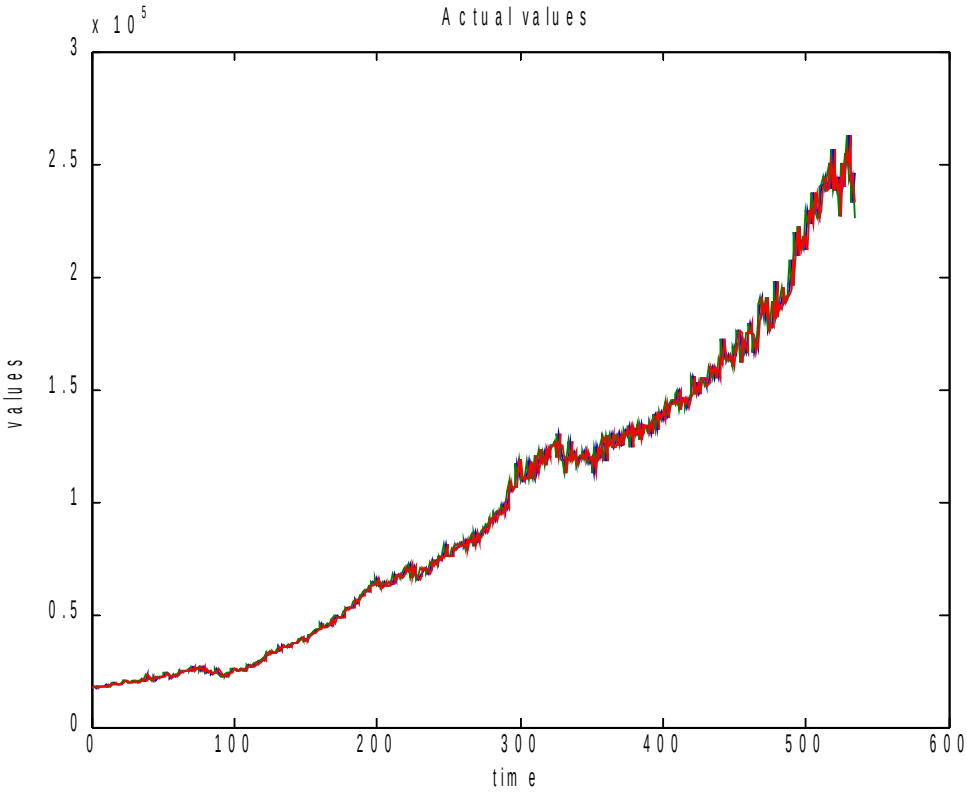
Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
2003	1	181700
2003	2	187000
2003	3	185100
2003	4	189500
2003	5	195500
2003	6	187900
2003	7	190200
2003	8	190500
2003	9	192000
2003	10	194100
2003	11	207100
2003	12	196000
2004	1	209500
2004	2	219600
2004	3	209600
2004	4	222300
2004	5	211700
2004	6	215700
2004	7	212400
2004	8	218100
2004	9	211600
2004	10	229200
2004	11	224500
2004	12	229600
2005	1	223100
2005	2	237300
2005	3	229300
2005	4	236300
2005	5	228300
2005	6	226100
2005	7	229200
2005	8	240100
2005	9	240400
2005	10	243900
2005	11	237900
2005	12	238600

Έτος	*Μήνας*	*Τιμή*
2006	1	244900
2006	2	250800
2006	3	238800
2006	4	257000
2006	5	238200
2006	6	243200
2006	7	238100
2006	8	243900
2006	9	226700
2006	10	250400
2006	11	240100
2006	12	244700
2007	1	254400
2007	2	250800
2007	3	262600
2007	4	242500
2007	5	245000
2007	6	233200
2007	7	246200
2007	8	225700

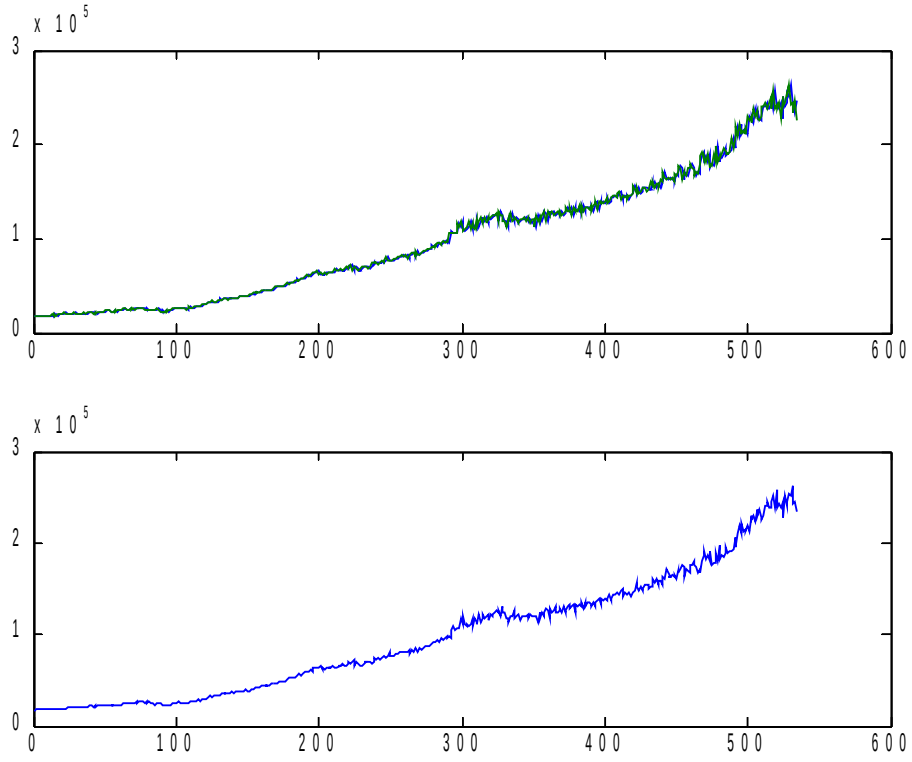
Πίνακας 4.6: *Τιμές ακινήτων από το 2003 έως και τον Αύγουστο του 2007*

4.3 Αποτελέσματα

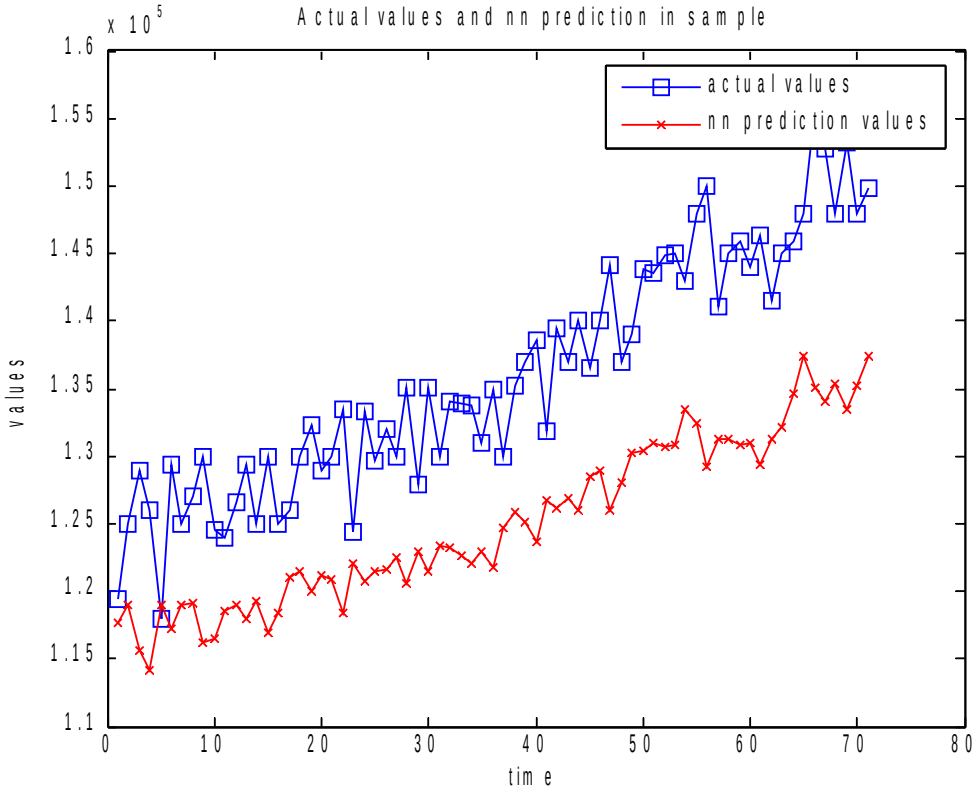
Μετά την ολοκλήρωση του προγράμματος, προέκυψαν τα σχήματα και τα σφάλματα που παρουσιάζονται παρακάτω.



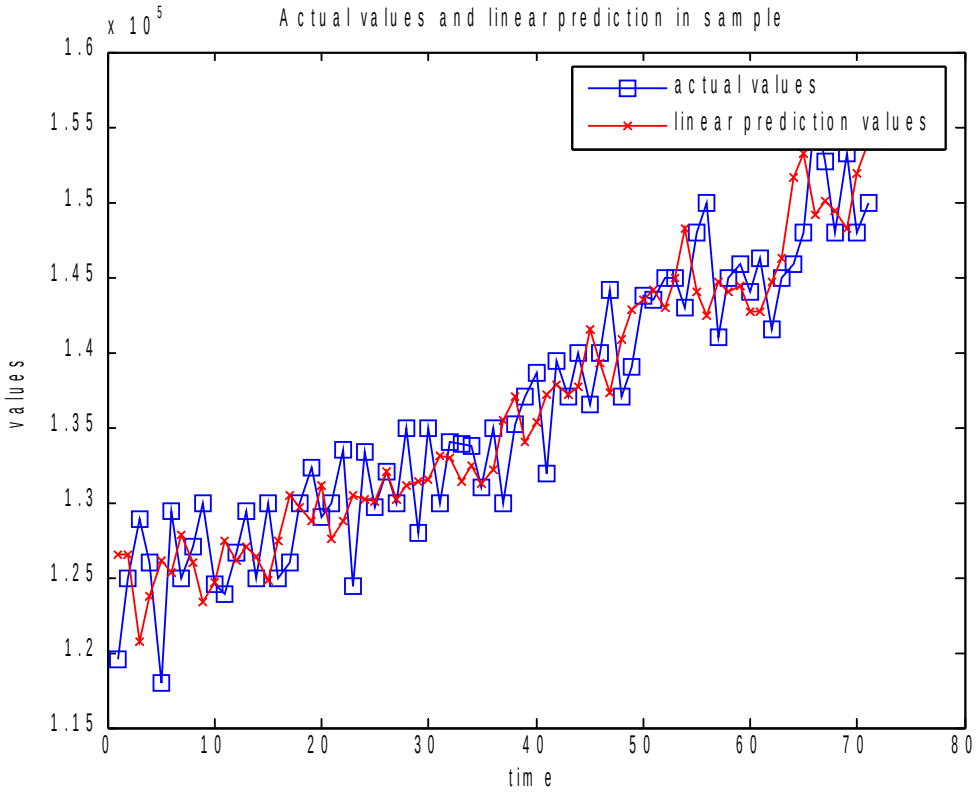
Σχήμα 4.1: *Πραγματικές τιμές συναρτήσει του χρόνου*



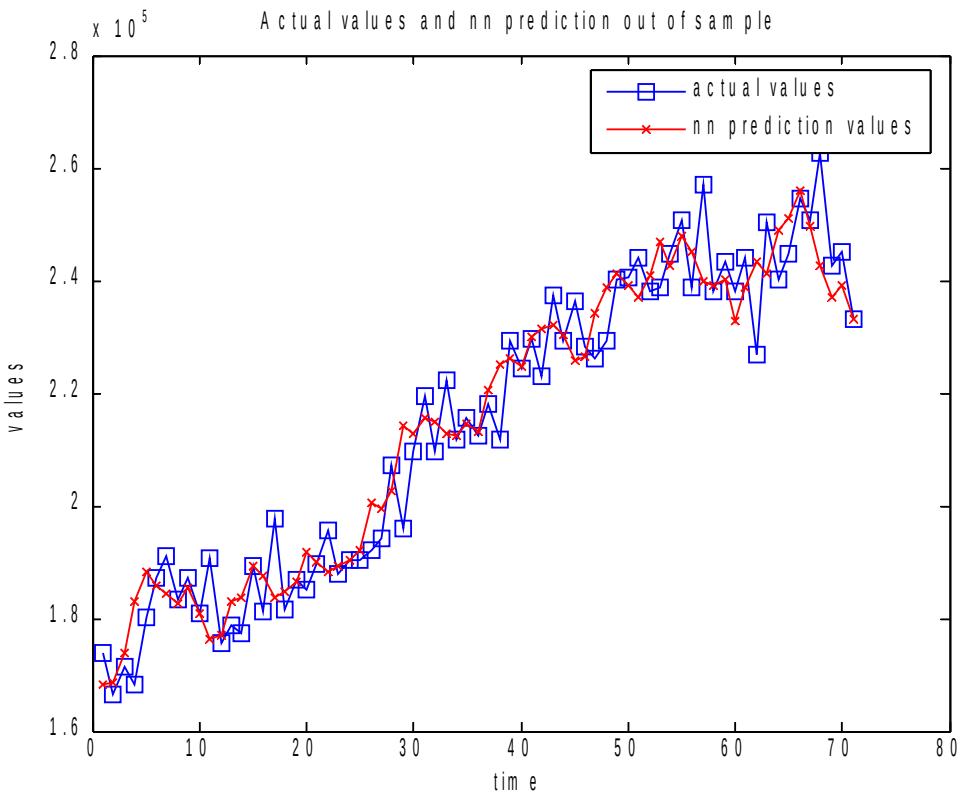
Σχήμα 4.2: *Συναρτήσεις εισόδου*



Σχήμα 4.3: *Απεικόνιση μέρους των πραγματικών τιμών σε σύγριση με τις τιμές πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου (in-sample)*



Σχήμα 4.4: *Απεικόνιση μέρους των πραγματικών τιμών σε σύγκριση με τις τιμές πρόβλεψης του γραμμικού μοντέλου (in-sample)*



Σχήμα 4.5: *Απεικόνιση μέρους των πραγματικών τιμών σε σύγριση με τις τιμές πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου (out of- sample)*

Σφάλματα

Οι τύποι σφαλμάτων, που εξάγονται από το μοντέλο, παρουσιάζονται παρακάτω, καθώς και οι τιμές τους (in sample, out of sample) σε μορφή πίνακα.

- Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^{N} e_t^2$$

- Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N} e_t^2}{N}}$$

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE)

$$MAE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^{N} |e_t|$$

- Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (MAPE)

$$MAPE = \frac{100}{N} \cdot \sum_{t=1}^{N} |e_t|$$

$e_t = (F_t - A_t)/A_t$, όπου F_t, A_t είναι πραγματικές τιμές

	In-sample(e +004)	*Out of-sample(e +004)*
RMSE	0.63678	4.5622
MAE	0.50397	4.0522
MAPE	9.8246	19.4070
MSE	0.040549	2.0814

Πίνακας 4.7: *Τύποι σφαλμάτων και οι αντίστοιχες τιμές τους (in-sample και out of-sample)*

In-sample error	Out of-sample error
1.0e+009*	1.0e+009*
0.000006	0.000045
0.000005	0.000040
0.000009	0.000019
0.040549	2.0814

Πίνακας 4.8: *Συνολικό σφάλμα (in-sample και out of-sample αντίστοιχα)*

all errors=	1.0e+009*
0.000006	0.000045
0.000005	0.000040
0.000009	0.00019
0.040549	2.0814

Πίνακας 4.9: *Συνολικό σφάλμα*

4.4 Συμπεράσματα

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα που προέκυψαν, βλέπουμε ότι οι προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου, αλλά και οι γραμμικές προβλέψεις in-sample, σχεδόν ταυτίζονται με τις πραγματικές τιμές.

Όσον αφορά τα σφάλματα, αυτό που μας ενδιαφέρει είναι να επιτευχθεί όσο το δυνατόν χαμηλότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), μιας και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) αποτελεί το, συνηθέστερο, μέτρο ακρίβειας.

Καταλήγοντας, τα αποτελέσματα, από την χρήση του Νευρωνικού Δικτύου, κρίνονται ικανοποιητικά, αφου προσεγγίζουν, κατά πολύ, τις πραγματικές τιμές των ακινήτων. Γεγονός που καταδεικνύει την προβλεπτική ικανότητα των Νευρωνικών Δικτύων, και, ταυτόχρονα, ενισχύει τόσο την εφαρμογή τους σε προβλήματα πρόβλεψης, και όχι μόνο, πάντα σε συνδυασμό με τους Γενετικούς Αλγορίθμους, όσο και την κυρίαρχη άποψη ότι αποτελούν ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία για την επιτυχή διεκπεραίωση-επίλυση τέτοιου είδους προβλημάτων.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Kathmann, R. M. (1989), Urban land value mapping, 13th Urban Data Management Symposium, Lisbon.

[2] Kathmann, R. M. (1990), Linearization in the mass-appraisal process, 19th Congress of International Federation of Survevors (FIG), Commission 9: Valuation and Management (pp. 57-69). Helsinki: FIG.

[3] AVELINO J. GONZALEZ AND RAYMOND LAUREANO-ORTIZ, A Case-Based Reasoning Approach to Real Estate Property Appraisal, University of Central Florida, Orlando, FL 32816=0450

[4] BENDER, A.R., DIN A., HOESLI, M., ENVIRONMENTAL VARIABLES AND REAL ESTATE PRICES, March 1, 2001

[5] Owen Connellan and Howard James, Estimated realisation price (ERP) by neural networks: forecasting commercial property values

[6] I. D. Wilson, S. D. Paris, J. A. Ware and D. H. Jenkins, Residential property price time series forecasting with neural networks, School of Technology, University of Glamorgan, Pontypridd, Mid Glamorgan, Wales CF37 1DL, UK

[7] GOLDBERG, D. E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Reading: Addison-Wesley, 1989.

[8] KOSKO, Bart. Neural networks and fuzzy systems: A dynamical systems approach to machine intelligence. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1992

[9] Marco Aurélio Stumpf González, Developing mass appraisal models with fuzzy systems, Adjunct Professor, Department of Civil Engineering, UNISINOS

[10] I. D. Wilson, Antonia J. Jones, D. H. Jenkins, and J. A. Ware, Predicting Housing Value: Attribute Selection and Dependence Modelling Utilising the Gamma Test,

[11] R. A. Borst, Artificial Neural Networks: The Next Modeling / Calibration Technology for the Assessment Community?, Property Tax Journal (International Association of Assessing Officers), 10(1):69-94, 1991.

[12] Yan Song, Jungyul Sohn, Valuing spatial accessibility to retailing: A case study of the single family housing market in Hillsboro, Oregon, Department

of City and Regional Planning, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, NC 27599-3140, USA, Department of City and Regional Planning, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, NC 27599-3140, USA

[13] Howard Demuth Mark Beale, Neural Network Toolbox For Use with MATLAB

[14] Paul Kershaw and Peter Rossini, Using Neural Networks to Estimate Constant Quality House Price Indices, School of International Business, Centre for Land Economics and Real Estate Research (CLEARER), University of South Australia

[15] Abdul Ghani Sarip, INTEGRATING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND GIS FOR SINGLE-PROPERTY VALUATION, Department of Estate Management, Faculty of the Built Environment, University of Malaya, Kuala Lumpur, Malaysia

[16] Peter Rossini, Improving the Results of Artificial Neural Network Models for Residential Valuation, School of International Business University of South Australia, Fourth Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference Perth, Western Australia, 19-21 January 1998

[17] Visit Limsombunchai, Christopher Gan and Minsoo Lee, House Price Prediction: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network, American Journal of Applied Sciences 1 (3): 193-201, 2004 ISSN 1546-9239 Asian Nnetwork for Scientific Information, 2004

[18] Dr. Ian WILSON, Stuart PARIS, Dr. Andrew WARE and David JENKINS, Residential Price Forecasting at National and Regional Levels, United Kingdom

[19] Rossini P.A. (1997a) Application of Artificial Neural Networks to the Valuation of Residential Property 3rd Pacific Rim Real Estate Society Conference, New Zealand ,1997

[20] Rossini P.A.(1997b) Artificial Neural Networks versus Multiple Regression in the Valuation of Residential Property Australian Land Economics Review, November 1997 Vol 3 No 1

[21] Rossini, P.A. (1997c) Improving the Results of Artificial Neural Network Models for Residential Valuation, 4th Pacific Rim Real Estate Society Conference, Perth 1998

[22] Rossini, P.A. (1996a) "Using Constant Quality House Prices to Assess Property Market Performance" The Valuer and Land Economist , August 1996

[23] Takens, F. (1981), in Rand, D.A. and Young, L-S. (Eds), Lecture Notes in Mathematics 898, Springer, Berlin.

INTERNET SITES

- http:// www.economagic.com
- http:// www.sciencedirect.com
- http:// www.google.gr
- http:// www.el.wikipedia.org
- http:// www.bluebook.co.nz
- http:// www.egi.co.uk
- http:// www.iraj.gr