



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ & ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΦΛΩΡΟΣ ΑΘΑΝΑΣΙΟΣ

Διπλωματική εργασία με θέμα:

Residential Property Valuation

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ
ΓΕΩΡΓΙΟΣ

XANIA
2012

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

3. ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

4. ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ

5. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η αγορά ακινήτων αποτελεί έναν από τους μεγαλύτερους κλάδους της παγκόσμιας οικονομίας. Ένα σημαντικό μέρος του κλάδου αυτού είναι η εκτίμηση της αξίας των ακινήτων. Η διαδικασία αυτή συνήθως γίνεται από τα μεσιτικά γραφεία, με επαγγελματίες εκτιμητές που χρησιμοποιούν μεθόδους όπως σύγκριση με παρόμοια ακίνητα της ίδιας περιοχής και αλληλεπίδραση με στοιχεία της εθνικής οικονομίας προκειμένου να προσδιορίσουν την εμπορική αξία ενός ακινήτου. Τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί αρκετές μέθοδοι που χρησιμοποιούν τη σύγχρονη τεχνολογία προκειμένου να μοντελοποιήσουν το πρόβλημα της εκτίμησης ακινήτων, μέσω δηλαδή προγραμμάτων υπολογιστών που δέχονται δεδομένα με ορισμένα στοιχεία των ακινήτων και εξάγουν αποτελέσματα υπολογίζοντας την αξία ενός ακινήτου.

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι να παρουσιάσει έρευνες και μοντέλα πρόβλεψης αξίας ακινήτων που έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια, να προτείνει μεθόδους προσέγγισης του προβλήματος αυτού και τέλος να εκπονήσει μία μέθοδο πρόβλεψης τιμών ακινήτων με τη χρήση νευρωνικών δικτύων και γενετικών αλγορίθμων.

Η έρευνα πραγματοποιήθηκε στο νομό Χανίων, τόσο στην πόλη των Χανίων όσο και σε μικρότερες περιοχές, με σκοπό το δείγμα να είναι όσο το δυνατόν πιο αντιπροσωπευτικό. Η περιοχή ενδείκνυται για την έρευνα αυτή για το λόγο ότι πρόκειται για τουριστική, ανεπτυγμένη περιοχή με μεγάλη αγορά ακινήτων πολλούς τύπους κατοικιών.

2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Στο κεφάλαιο αυτό θα ανατρέξουμε σε έρευνες που έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια παγκοσμίως πάνω στο θέμα της πρόβλεψης αξίας ακινήτων, παραθέτοντας το μοντέλο πρόβλεψης που ανέπτυξαν, τους παράγοντες που έλαβαν υπ' όψη και την αποτελεσματικότητα του κάθε μοντέλου.

R. Kelley Pace , Ronald Barry , Otis W. Gilley , C.F. Sirmans, A method for spatial-temporal forecasting with an application to real estate prices, International Journal of Forecasting 16 (2000)

Ο R. Kelley Pace το 2000 χρησιμοποίησε για την πρόβλεψη της αξίας ακινήτων ένα μοντέλο spatial-temporal, παίρνοντας 5243 παρατηρήσεις κατά τη διάρκεια των ετών 1984-1992 στην περιοχή Baton Rouge στη Louisiana των Η.Π.Α. με μεταβλητές τα εξής χαρακτηριστικά:

- παλαιότητα
- κατοικημένη περιοχή
- άλλου είδους περιοχή
- αριθμό μπάνιων

Το μοντέλο αυτό συγκρίθηκε με ένα non spatial μοντέλο. Τα αποτελέσματα ήταν θετικά και παρουσίαζαν μειωμένο απόλυτο τετραγωνικό σφάλμα σε σχέση με το μοντέλο που συγκρίθηκε και μικρή τιμή long range συσχέτισης των σφαλμάτων, αν και η τιμή της short range συσχέτισης των σφαλμάτων ήταν αισθητή.

Panayiotis A. Panayiotou, Constantinos Pattichis, David Jenkins and Frances Plimmer, A Modular Artificial Neural Network Valuation System, 10th Mediterranean Electrotechnical Conference, MEleCon 2000, Vol. II

Ο Παναγιώτης Α. Παναγιώτου παρουσίασε ένα μεικτό σύστημα εκτίμησης τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης με σκοπό την εκτίμηση κατοικιών και διαμερισμάτων στην περιοχή Στρόβολος της Κύπρου για λόγους φορολόγησης, το οποίο χρησιμοποιεί διαφορετικές μεταβλητές με βάση εάν το προς αξιολόγηση ακίνητο είναι μονοκατοικία ή διαμέρισμα. Στην περίπτωση της μονοκατοικίας οι μεταβλητές είναι:

- Παλαιότητα
- συνοικία
- ημερομηνία πώλησης
- πρόσοψη
- γεωγραφικός κώδικας
- έκταση οικίας
- τύπος οικίας
- αριθμός μπάνιων
- οικόπεδο
- έκταση οικοπέδου
- σχήμα οικοπέδου

Στην περίπτωση του διαμερίσματος οι μεταβλητές είναι:

- Παλαιότητα
- συνοικία
- ημερομηνία πώλησης
- αριθμός διαμερίσματος
- οικόπεδο
- έκταση διαμερίσματος

Τα αποτελέσματα και οι τιμές των απόλυτων ποσοσטיαίων σφαλμάτων θεωρήθηκαν επιτυχημένα και το μοντέλο κρίθηκε λειτουργικό, και με ενδεχόμενη αύξηση των δεδομένων θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε πιο ευρύ φάσμα.

O. M. Lewis, J. A. Ware 1 and D. Jenkins, A Novel Neural Network Technique for the Valuation of Residential Property, Neural Comput & Applic (1997)

Το 1997 ο O. M. Lewis πρότεινε ένα νέο μοντέλο νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση της αξίας κατοικιών. Η καινοτομία του μοντέλου αυτού είναι η χρησιμοποίηση μεγάλου εύρους δεδομένων από περισσότερες από μία γεωγραφικές περιοχές, σε αντίθεση με τα υπόλοιπα μοντέλα που εστιάζουν σε μία μόνο περιοχή. Αυτό το επιτυγχάνει χρησιμοποιώντας ένα τύπο self trained τεχνητού νευρωνικού δίκτυο, το Kohonen map. Το μοντέλο δέχεται σαν μεταβλητές τα:

- όνομα οδού
- συνοικία ή χωριό
- μονάδα
- τύπος μονάδας
- έκταση μονάδας
- ημερομηνία εκτίμησης
- κεντρική θέρμανση
- αριθμός υπνοδωματίων
- παλαιότητα
- αριθμός θέσεων παρκινγκ

Το μοντέλο αυτό συγκρίθηκε με ένα συμβατικό μοντέλο νευρωνικών δικτύων. Το συμπέρασμα ήταν πως το μοντέλο που χρησιμοποιεί Kohonen map έχει 10% μεγαλύτερη ακρίβεια από το συμβατικό μοντέλο και έχει ακόμη το πλεονέκτημα πως μπορεί να εφαρμοστεί σε υποσύνολα των δεδομένων για μεγαλύτερη ακρίβεια.

Jian Guan, Jozef Zurada, Alan S. Levitan, An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based Approach to Real Estate Property Assessment, *Journal of Real Estate Research (JRES)*

Ο Jian Guan παρουσίασε ένα προσαρμοστικό νευροασαφές μοντέλο το οποίο έθεσε σε σύγκριση με ένα παραδοσιακό μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης. Χρησιμοποιήθηκαν σαν δεδομένο ιστορικά πωλήσεων κατοικιών σε περιοχή των κεντροδυτικών Η.Π.Α. Η μελέτη αυτή βασίζεται στο ασαφές μοντέλο Sugeno και οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι:

- όνομα οδού
- αριθμός οδού
- ID
- ημερομηνία πώλησης
- συνοικία
- τύπος κατασκευής
- τύπος τοίχου
- έτος ανοικοδόμησης
- έκταση υπογείου
- έκταση ισογείου
- έκταση πρώτου ορόφου
- έκταση άνωθεν πατώματος
- αριθμός μπάνιων
- κεντρικός κλιματισμός
- αριθμός τζακιών
- τύπος υπογείου
- τύπος γκαράζ
- μέγεθος γκαράζ (αριθμός αυτοκινήτων)

Τα αποτελέσματα δίνουν σφάλμα MAPE της τάξης του 17,6% το οποίο με τη χρήση μεθόδων μείωσης μεταβλητών πέφτει έως το 16,7%. Με βάση τα αποτελέσματα αυτά το μοντέλο αποδίδει ελαφρώς χειρότερα από το μοντέλο παλινδρόμησης όταν χρησιμοποιούνται όλες οι μεταβλητές ενώ με τη χρήση των μεθόδων μείωσης μεταβλητών

η απόδοση είναι παρόμοια για τα δύο μοντέλα. Το συμπέρασμα που προκύπτει είναι πως το νευροασαφές μοντέλο είναι βιώσιμο και δίνει αποδεκτά αποτελέσματα.

L.F. Autran Monteiro Gomes/ An application of the TODIM method to the multicriteria rental evaluation of residential properties/ L.A. Duncan Rangel / European Journal of Operational Research (2007)

Το 2007 ο Autran Monteiro Gomes εφάρμοσε την μέθοδο TODIM για την πρόβλεψη της αξίας ενοικίου μιας κατοικίας, το οποίο είναι ακρωνύμιο στα πορτογαλικά για τη φράση Interactive and Multicriteria Decision Making. Η έρευνα πραγματοποιήθηκε σε κατοικίες της πόλης Volta Redonta της Βραζιλίας. Ως κριτήρια χρησιμοποιήθηκαν τα:

- τοποθεσία
- οικοδομημένη περιοχή
- ποιότητα κατασκευής
- επίπεδο διατήρησης
- αριθμός χώρων στάθμευσης
- αριθμός δωματίων
- νεωτερισμοί
- ασφάλεια

Σαν συμπέρασμα, το μοντέλο θα μπορούσε να βοηθήσει επαγγελματίες στην εκτίμηση ακινήτων πιο συγκεκριμένα ανάλογα με τα κριτήρια που θα επιλέξει ο κάθε ένας.

Conall Boyle/ An Expert System for Valuation of Residential Properties/ Journal of Valuation (1984)

Το 1984, ο Conall Boyle εκμεταλλευόμενος την τεχνολογία της εποχής ανέπτυξε ένα Expert System (έμπειρο σύστημα) για την πρόβλεψη αξίας κατοικιών. Η φιλοσοφία του συστήματος αυτού είναι να λαμβάνει γνώσεις για το συγκεκριμένο πρόβλημα από ειδικούς και να τις μεταφέρει με συμβουλευτική μορφή στους χρήστες. Βέβαια λόγω του ότι τη χρονική περίοδο εκείνη η τεχνολογικές δυνατότητες ήταν περιορισμένες, το μοντέλο αυτό

απαιτούσε και την ανθρώπινη συμβολή για να δώσει αποτελέσματα. Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε είναι:

- τύπος οικίας
- αριθμός υπνοδωματίων
- λοιπές προσθήκες
- παλαιότητα
- κατάσταση
- απεριόριστη κυριότητα
- πωλητής

Τα δεδομένα αναλύθηκαν με τη μέθοδο της πολλαπλής παλινδρόμησης. Το μοντέλο αυτό δεν είχε προοπτική άμεσης πρακτικής εφαρμογής αλλά ήταν μια από τις πρώτες απόπειρες χρήσης μοντέλων πρόβλεψης μέσω ηλεκτρονικών υπολογιστών για το σκοπό της εκτίμησης κατοικιών.

Elaine Worzala, Ana Silva, Margarita Lenk/ An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation/ THE JOURNAL OF REAL ESTATE RESEARCH (1995)

Η Elaine Worzala το 1995 παρουσίασε δύο μοντέλα που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση της αξίας ακινήτων, τα οποία συνέκρινε με ένα παραδοσιακό μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης. Τα δεδομένα προήλθαν από 288 πωλήσεις σπιτιών στο Fort Collins, στο Colorado των Η.Π.Α. από το 1993 έως το 1994. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν είναι:

- Southeast
- Ranch
- αριθμός υπνοδωματίων
- αριθμός μπάνιων
- έκταση οικοπέδου
- έκταση υπογείου
- συνολική έκταση

- χώρος στάθμευσης

Σαν κριτήρια για τη σύγκριση μεταξύ των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν το μέσο απόλυτο σφάλμα και το ποσοστό των τιμών που είχαν προβλεφθεί και είχαν μικρότερη από 5% διαφορά με τις πραγματικές τιμές. Συμπερασματικά, αν και η απόδοση των νευρωνικών μοντέλων ήταν παρόμοια με αυτή της παλινδρόμησης, τα μοντέλα αυτά παρουσίασαν ασυνέπεια μεταξύ τους και μεμονωμένα δεν κατάφεραν να ξεπεράσουν το μοντέλο παλινδρόμησης.

**Peter Rossini/ Application of neural Networks to the Valuation of Residential Property/
Third Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference (1997)**

Ο Peter Rossini το 1997 ανέπτυξε ένα μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων και το συνέκρινε με ένα μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης. Τα δεδομένα προήλθαν από την αγορά της νότιας Αυστραλίας. Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε είναι:

- ημερομηνία πώλησης
- προάστιο
- νεωτερισμοί
- έκταση Γής
- περιοχή
- δωμάτια
- ισοδύναμη έκταση κτιρίου
- κατάσταση
- τύπος τοίχο
- τύπος στέγης
- τύπος κτιρίου
- έτος κατασκευής

Χρησιμοποιήθηκαν τρεις διαφορετικές διαδικασίες με το νευρωνικό μοντέλο. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το νευρωνικό μοντέλο παρουσίασε μεγαλύτερη συνέπεια σε

σχέση με την παλινδρόμηση, η οποία σε κάποιες περιπτώσεις έδωσε πολύ ακριβή αποτελέσματα αλλά σε άλλες είχε μεγάλη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές.

Allan Din, Martin Hoesli, Andre Bender/ Environmental Variables and Real Estate Prices/ Urban Studies (2001)

Το 2001 ο Allan Din συνέκρινε κάποια μοντέλα πρόβλεψης αξίας ακινήτων με βάση μεταβλητές που αφορούν το περιβάλλον. Το μοντέλο αναφοράς είναι ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης και συγκρίνεται με γραμμικά μοντέλα και ένα μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων με σκοπό να διαπιστωθεί εάν η εκτίμηση της αξίας με βάση περιβαλλοντικούς παράγοντες έχει απόκλιση με τις πραγματικές τιμές που προκύπτουν από συμβατικές εκτιμήσεις. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι:

- επίπεδο ησυχίας
- απόσταση από μέσα μαζικής μεταφοράς
- απόσταση από κέντρο πόλης
- ποιότητα θέας
- απόσταση από εμπορικές εγκαταστάσεις
- απόσταση από φυσικό περιβάλλον
- απόσταση από σχολεία
- κοινωνικό επίπεδο περιοχής

Με την εφαρμογή των μοντέλων διαπιστώθηκε πως οι εκτιμήσεις με βάση τους περιβαλλοντικούς παράγοντες δεν έχουν μεγάλη διαφορά με τις πραγματικές τιμές, και πως το μοντέλο που παρουσιάζει τις μεγαλύτερες αποκλίσεις είναι το νευρωνικό.

Bonissone, P.P.; Cheetham, W/ Fuzzy Case-Based Reasoning for Residential Property Valuation/ Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Volume 1 (1997)

Ο Piero P. Bonissone το 1997 παρουσίασε το PROFIT, ένα σύστημα που συνδυάζει τις τεχνικές CBR (συλλογιστική βασισμένη σε περιπτώσεις) και ασαφή λογική. Το PROFIT χρησιμοποίησε σαν δεδομένα όλες τις πωλήσεις κατοικιών στην California των Η.Π.Α. για μια περίοδο 5 ετών μέχρι την παρουσίασή του, με τις καταχωρήσεις να ανέρχονται σε εκατοντάδες χιλιάδες. Σε κάποιες περιπτώσεις, ο αριθμός των μετρημένων χαρακτηριστικών έφτασαν τα 166. Οι βασικές μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι: διεύθυνση,

- ημερομηνία πώλησης
- κατοικήσιμη έκταση
- έκταση οικοπέδου
- αριθμός υπνοδωματίων
- αριθμός μπάνιων

Και οι πρόσθετες είναι:

- τζάκια
- πισίνα
- δραστική παλαιότητα
- ποιότητα
- κατάσταση

Το μοντέλο αυτό είναι πολύ ευέλικτο και μπορεί να χρησιμοποιηθεί κλιμακωτά. Ακόμη, εκτός από την εκτίμηση αξίας για κάθε ακίνητο, εμφανίζει και μία τιμή εμπιστοσύνης που εκφράζει το εάν η αξία που εκτιμήθηκε είναι ακριβής ή χρειάζεται επιπλέον εκτίμηση από επαγγελματία. Επίσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την επικύρωση εκτιμημένων τιμών από εξωτερικές πηγές και να εμφανίσει και για αυτές τιμές εμπιστοσύνης.

Dariusz Krol, Tadeusz Lasota, Wojciech Nalepa, and Bogdan Trawinski / Fuzzy System Model to Assist with Real Estate Appraisals/ New Trends in Applied Artificial Intelligence (2007)

Ο Dariusz Krol ανέπτυξε ένα ασαφές rule-based μοντέλο που χρησιμοποιεί 7 μεταβλητές για την εκτίμηση της αξίας ενός ακινήτου:

- απόσταση από τοπικό κέντρο
- απόσταση από πρόσοψη οικοπέδου
- περιοχή
- υποδομή
- ρύθμιση
- γειτονιά
- επικοινωνία

Το πακέτο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν προήλθαν από 150 αγοραπωλησίες ακινήτων σε πόλη της Πολωνίας. Το μοντέλο βελτιστοποιήθηκε με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων και τελικά τα αποτελέσματα προέκυψαν ενθαρρυντικά, παρά το σχετικά μικρό δείγμα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε.

Visit Limsombunchai, Christopher Gan and Minsoo Lee / House Price Prediction: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network / American Journal of Applied Sciences 1 (2004)

Το 2004, ο Visit Limsombunchai συνέκρινε όσον αφορά την ικανότητα πρόβλεψης της αξίας μιας κατοικίας ένα hedonic μοντέλο με ένα μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Σαν δεδομένα και στα δύο μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν 300 σπίτια στο Christchurch της Νέας Ζηλανδίας. Και στα δύο μοντέλα χρησιμοποιούνται οι ίδιες μεταβλητές, που είναι:

- έκταση
- παλαιότητα
- τύπος κτιρίου
- αριθμός υπνοδωματίων
- αριθμός μπάνιων

- αριθμός χώρων στάθμευσης
- αριθμός υπηρεσιών κοντά στην οικία
- τοποθεσία

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη σύγκριση των μοντέλων έδειξαν πως το νευρωνικό μοντέλο υπερτερεί του hedonic και αυτό φάνηκε περισσότερο στην out-of-sample πρόβλεψη. Τελικά η έρευνα υπέδειξε τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ως καλή προοπτική για την πρόβλεψη τιμών ακινήτων.

Mike Blow/ House Price Prediction using a Multilayer Perceptron / EASy MSc (2004)

Ο Mike Blow το 2004, πρότεινε ένα σύστημα νευρωνικών δικτύων, που εφάρμοσε για την εκτίμηση της αξίας 8 κατοικιών στην περιοχή της Βοστώνης. Για το training του μοντέλου χρησιμοποίησε 500 παραδείγματα. Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε είναι ως επί το πλείστον άμεσα συσχετισμένες με τις ιδιομορφίες της περιοχής που μελετάται στην έρευνα και είναι :

- ποσοστό εγκληματικότητας,
- αναλογία κατοικήσιμης έκτασης προς έκταση οικοπέδου,
- αναλογία μη λιανικών επιχειρήσεων,
- γειτνίαση με τον ποταμό Charles River,
- συγκέντρωση νιτρικού οξέως,
- δωμάτια ανά οικία,
- παλαιότητα,
- απόσταση προς κέντρο εργασίας,
- πρόσβαση σε εθνικό οδικό δίκτυο,
- φορολογικός συντελεστής,
- αναλογία μαθητών-δασκάλων,
- αναλογία έγχρωμων,
- ποσοστό κατωτέρου επιπέδου πληθυσμού.

Στα αποτελέσματα φάνηκε αρκετά μεγάλη διασπορά στα σφάλματα στις επαναλήψεις, ωστόσο αποδείχθηκε ότι ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων έχει τη δυνατότητα να εκπαιδευτεί από γνωστά δεδομένα και να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη αντίστοιχων άγνωστων μεταβλητών.

C. Andersson, C. Kelley, B. Simpson/ neural networks in real estate valuation/ Technologies for Data Mining and Personalization (2002)

Οι Anderson, Kelley, Simpson το 2002 ανέπτυξαν ένα μοντέλο Artificial Neural Networks για την εκτίμηση της αξίας ακινήτων, σε συνάρτηση με περιβαλλοντικούς παράγοντες που καθορίζουν την ποιότητα του ακινήτου και της περιοχής γενικότερα. Βάσει αυτού, οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν είναι:

- επίπεδο ησυχίας,
- απόσταση από μέσα μαζικής μεταφοράς,
- απόσταση από κέντρο πόλης,
- ποιότητα θέας,
- απόσταση από εμπορικές εγκαταστάσεις,
- απόσταση από φυσικό περιβάλλον,
- απόσταση από σχολεία,
- κοινωνικό επίπεδο περιοχής.

Stanley McGreal, Alastair Adair, Dylan McBurney, David Patterson/ Neural Networks: The Prediction of Residential Values/ Journal of Property Valuation and Investment (1998)

Ο Stanley McGeal το 1998 παρουσίασε ένα Neural Network μοντέλο για την πρόβλεψη της αξίας κατοικιών. Το δείγμα ήταν κατοικίες στην περιοχή του Belfast της Ιρλανδίας. Αποκλείστηκαν οι νεόδμητες κατοικίες. Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε ήταν:

- δωμάτια υποδοχής
- ελκυστικότητα περιοχής
- νοικοκυριό 2 αυτοκινήτων
- νοικοκυριό 3 αυτοκινήτων
- επαγγελματική απασχόληση
- έκταση οικοπέδου
- αριθμός υπνοδωματίων
- θέα
- ιδιωτικότητα
- τύπος σπιτιού
- συνοικία
- κατοίκηση ενός ατόμου
- παλαιότητα
- τύπος γειτονικών κτιρίων
- θόρυβος
- ανεργία
- ανάγκες επιδιορθώσεων
- κατάσταση συνοικίας
- εξωτερική κατάσταση
- γειτονική ιδιοκτησία
- μπάνια
- ημερομηνία πώλησης
- κάλυψη από δένδρα
- απασχόληση ιδιοκτήτη
- Καθολικά νοικοκυριά
- χώροι στάθμευσης
- γκαράζ
- όχι γκαράζ
- κεντρική θέρμανση
- πληθυσμός άνω των 16 ετών
- εργαζόμενοι
- έκταση πατώματος
- νοικοκυριό 1 αυτοκινήτου

Η έρευνα έδειξε πως μόνο το 80% των προβλέψεων του μοντέλου βρισκόταν μέσα στα αποδεκτά πλαίσια των επαγγελματικών προδιαγραφών και πως ενώ κάποιες προβλέψεις ήταν αρκετά ακριβείς, άλλες είχαν μεγάλη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές. Έτσι, ο ερευνητής συμπεραίνει πως η μαζική χρησιμοποίηση νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση ακινήτων δεν είναι ακόμη λειτουργική.

Paul Kershaw, Peter Rossini/ Using Neural Networks to Estimate Constant Quality House Price Indices/ Fifth Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference (1999)

Το 1999 οι Kershaw και Rossini ανέπτυξαν ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί παραδοσιακές οικονομετρικές τεχνικές σε συνδυασμό με νευρωνικά δίκτυα. Χρησιμοποιήθηκε μεγάλος όγκος δεδομένων από τρεις διαφορετικές περιοχές της Αυστραλίας, το Port Pirie, το Unley και το Stirling. Οι μεταβλητές είναι:

- έκταση
- ισοδύναμη έκταση κτιρίου
- κατάσταση
- έτος κατασκευής
- περιοχή
- τύπος τοίχου
- τύπος κτιρίου

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή του μοντέλου έδειξαν πως δεν υπήρξε αξιοσημείωτη διαφορά μεταξύ του νευρωνικού μοντέλου και του μοντέλου παλινδρόμησης.

Craig Watkins, property valuation and the structure of urban housing markets / Journal of Property, Investment and Finance (1999)

Το 1999 ο Craig Watkins συνέκρινε δύο μεθόδους ανάλυσης πολλαπλής παλινδρόμησης για την εκτίμηση της αξίας ακινήτων. Το πρώτο μοντέλο ήταν τυπικό hedonic πολλαπλής παλινδρόμησης που εστίαζε στην αγορά ακινήτων μίας πόλης, συγκεκριμένα της Γλασκώβης στη Σκωτία, ενώ το δεύτερο ένα τμηματικό μοντέλο που υποδείκνυε τη σημασία της κατανόησης της θεμελιώδους δομής της αγοράς, και συγκεκριμένα την ύπαρξη διαφορετικών τύπων αγορών ανάλογα με το είδος των κατοικιών. Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε ήταν:

- αριθμός υπνοδωματίων
- μπάνια
- κεντρική θέρμανση
- γκαράζ
- χώρος στάθμευσης
- κήπος
- παλαιότητα
- ποιότητα

Τα αποτελέσματα έδειξαν πως το σφάλμα του τμηματικού μοντέλου ήταν σημαντικά μικρότερο από εκείνο του τυπικού μοντέλου.

Charles A. Calhoun/ Property Valuation Models and House Price Indexes for the Provinces of Thailand: 1992–2000 / Housing Finance International

Ο Charles A. Calhoun ανέπτυξε στην έρευνά του κάποια hedonic μοντέλα για την εκτίμηση αξίας κατοικιών σε περιοχές της Ταϊλάνδης. Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησε είναι οι:

- τύπος κτιρίου
- έκταση κτιρίου
- τοποθεσία κτιρίου
- τύπος κατασκευής
- τύπος οροφής
- τύπος τοίχου

- τύπος φράχτη
- πατώματα

Η έρευνα αυτή ήταν μια πρώτη απόπειρα για την εφαρμογή των hedonic μοντέλων στην ανάλυση των τιμών ακινήτων για τις περιοχές της Ταϊλάνδης και επισημαίνεται πως τα παράπλευρα δεδομένα της έρευνας παρέχουν μεγάλο δείγμα από εκτιμήσεις αξιών και χαρακτηριστικά ακινήτων για ανάλυση από όλες τις περιοχές της Ταϊλάνδης, συνεπώς θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για επαγγελματικούς σκοπούς, όπως τραπεζικούς, πιστωτικούς και στατιστικούς.

Marc Francke, Gerjan Vos / the hierarchical trend model for property valuation and local price indices / Journal of real estate finance and economics (2004)

Ο Marc Francke το 2004 παρουσίασε ένα Hierarchical Trend μοντέλο (HTM) για την πρόβλεψη αξίας ακινήτων αντιμετωπίζοντας τρία κύρια προβλήματα: τη χωρική και τη χρονική εξάρτηση των τιμών πώλησης και την εξάρτηση των δεικτών τιμών από την ποιότητα των ακινήτων. Το μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για δύο σκοπούς. Την εκτίμηση αξιών κατοικιών και τον καθορισμό τοπικών δεικτών τιμών. Έγιναν δύο εφαρμογές, στο Άμστερνταμ και στη Μπρέντα της Ολλανδίας. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο ήταν:

- Ημερομηνία πώλησης
- τοποθεσία
- τύπος σπιτιού
- κατάσταση
- γκαράζ
- τύπος θέρμανσης
- έκταση σπιτιού
- τύπος οικοπέδου
- κήπος
- διαμόρφωση χώρου (αριθμός δωματίων, κουζίνα, μπάνιο, τύπος καθιστικού)

- παλαιότητα
- φυσική κατάσταση
- περίοδος αγοράς
- λιστογραφημένο κτίριο

Τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με ένα τυπικό Hedonic μοντέλο και ένα δείκτη βασισμένο σε στατιστικές τιμές ακινήτων από έκδοση μεσιτικού οργανισμού. Τελικά φάνηκε πως, ειδικά για μικρές αγορές ακινήτων, το HTM παράγει δείκτες τιμών πιο ακριβείς, λεπτομερείς και ενημερωμένους από αυτούς των συγκρινόμενων μοντέλων.

William J. McCluskey, William G. Deddis, Ian G. Lamont, Richard A. Borst / The application of surface generated interpolation models for the prediction of residential property values / Journal of property investment and finance (2000)

Το 2000, οι William McCluskey et al. πρότειναν μία προσέγγιση στο πρόβλημα της εκτίμησης αξίας κατοικιών μέσω ενός surface generated interpolation μοντέλου το οποίο συνδυάζει μία παραδοσιακή hedonic μέθοδο και τεχνικές πολλαπλής παλινδρόμησης. Ο σκοπός της έρευνας ήταν να μετρήσει την επίδραση της τοποθεσίας στην τιμή των ακινήτων και να προσπαθήσει να ενσωματώσει χωρικά και μη-χωρικά δεδομένα για τη δημιουργία ενός υβριδικού μοντέλου πρόβλεψης. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι:

- αριθμός υπνοδωματίων
- αριθμός μπάνιων
- γειτονιά
- παλαιότητα
- έκταση
- τύπος οικίας
- τάξη
- χώρος στάθμευσης
- κεντρική θέρμανση

- αντίστροφη ημερομηνία πώλησης

Τα συμπεράσματα της έρευνας ήταν πως η τοποθεσία ενός ακινήτου και τα εναλλακτικά χαρακτηριστικά που έχουν σχέση με αυτή είναι πολύ σημαντικά για τον καθορισμό της τιμής του. Η μέτρηση των χαρακτηριστικών αυτών είναι πολύπλοκη και χρειάζεται μεγαλύτερη εμβάθυνση από αυτή που γίνεται στα παραδοσιακά μοντέλα εκτίμησης.

Alastair Adair, Jim Berry Stanley McGreal / Valuation of residential property: analysis of participant behaviour / Journal of property valuation and investment (1996)

Ο Alastair Adair et al. το 1996 Παρουσίασε μια εφαρμογή της συγκριτικής η ευθείας μεθόδου για την πρόβλεψη της αξίας κατοικίας. Η μέθοδος βασίζεται στην ικανότητα του αναλυτή για τη βέλτιστη επιλογή ενός συνόλου χαρακτηριστικών μίας κατοικίας. Η συγκεκριμένη έρευνα κατέληξε σε 55 μεταβλητές που χωρίζονται σε 4 κατηγορίες:

A) Μεταβλητές ακινήτου:

- έκταση σπιτιού
- αριθμός δωματίων υποδοχής
- αριθμός υπνοδωματίων
- αριθμός μπάνιων
- γκαράζ ενός αυτοκινήτου
- γκαράζ δύο ή περισσότερων αυτοκινήτων
- έκταση οικοπέδου
- τύπος σπιτιού
- παλαιότητα σπιτιού
- ύπαρξη μπάνιου
- χώρος στάθμευσης
- διαρρύθμιση του χώρου
- κατάσταση του εξωτερικού
- κατάσταση του εξωτερικού
- ανάγκη επισκευών/ανακαίνισης
- ύπαρξη σύγχρονης κουζίνας
- ύπαρξη σύγχρονου μπάνιου

- πλήρης κεντρική θέρμανση
- τζάκι
- ξεχωριστή τραπεζαρία
- κήπος με δένδρα

B) Μεταβλητές απόστασης:

- απόσταση από εργασία
- απόσταση από δημοτικό σχολείο
- απόσταση από γυμνάσιο/λύκειο
- απόσταση από τοπικά εμπορικά καταστήματα
- απόσταση από εμπορικό κέντρο
- απόσταση από κέντρο πόλης
- σπίτι δίπλα σε πορεία λεωφορείου
- πρόσβαση σε πορεία λεωφορείου
- χρόνος μετάβασης σε κέντρο πόλης
- χρόνος μετάβασης σε εργασία

C) Μεταβλητές περιβάλλοντος:

- κατάσταση γειτονιάς
- ελκυστικότητα περιοχής
- κατάσταση γειτονικών σπιτιών
- τύπος γειτονικών σπιτιών
- πυκνότητα σπιτιών στην περιοχή
- πυκνότητα δένδρων στην περιοχή
- κλίση εδάφους περιοχής
- ελκυστική θέα
- ανοικτός χώρος
- μη κατοικήσιμες χρήσεις της περιοχής
- κενά οικοπέδα
- θόρυβος λόγω κίνησης
- επίπεδο κατοίκων-ιδιοκτητών στη γειτονιά
- μορφωτικό επίπεδο στην περιοχή
- μέσο εισόδημα στην περιοχή

- ασφάλεια από εγκληματικότητα
- ποιότητα σχολείων
- θρησκευτική σύνθεση περιοχής

D) Οικονομικές μεταβλητές:

- επιτόκιο
- μέγιστο ποσό υποθήκης (απόλυτο ποσό)
- Μέγιστος αριθμός μηνιαίων δόσεων
- φορολογητέα αξία ακινήτου
- χρονική διάρκεια παραμονής σπιτιού στην αγορά
- ημερομηνία αγοράς

Dodgson, J. S. and Topham N. /'Valuing residential properties with the hedonic method: A comparison with the results of professional valuations'/ Housing Studies (1990)

Ο J. S. Dodgson το 1990 προσέγγισε το θέμα της εκτίμησης της αξίας κατοικίας χρησιμοποιώντας Hedonic μέθοδο. Ο σκοπός της έρευνας ήταν να συγκρίνει τα αποτελέσματα της μεθόδου του με πραγματικές επαγγελματικές εκτιμήσεις, για να διαπιστώσει εάν οι τιμές ήταν τόσο καλές όσο οι επαγγελματικές. Το δείγμα της έρευνας ήταν 32 ακίνητα στο Λονδίνο και τη βορειοδυτική Αγγλία, για τα οποία έγινε εκτίμηση με το στατιστικό μοντέλο αλλά και χρησιμοποιήθηκαν ανεξάρτητες εκτιμήσεις αυτών από επαγγελματίες. Όλες οι εκτιμήσεις που χρησιμοποιήθηκαν, πραγματοποιήθηκαν το 1986. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν για τη μέθοδο είναι:

- παλαιότητα
- αριθμός καθιστικών
- αριθμός υπνοδωματίων
- αριθμός γκαράζ
- κεντρική θέρμανση

- μπαλκόνια
- ημιελεύθερο σπίτι
- μεσοτοιχία
- κήπος
- φορολογητέα αξία
- αξία εισοδήματος αγοραστή

Τα συμπεράσματα που προέκυψαν ήταν πως το μοντέλο που αναπτύχθηκε μπορούσε να παρέχει αρκετά καλές εκτιμήσεις για ακίνητα του ίδιου τύπου ή της ίδιας περιοχής. Δε συνιστάται όμως η επαγγελματική χρήση τους γιατί δε μπορούν να υπερτερήσουν την ανθρώπινη επαγγελματική εμπειρία και δεν μπορούν να υποδείξουν πολύ ιδιαίτερους παράγοντες που ενδεχομένως να επηρεάζουν την αξία ενός ακινήτου.

3. ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

3.1 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

3.1.1. Τι είναι τα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks ή με σύντμηση neural nets) αποτελούν μια σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες, καθόσον έχουν γίνει γνωστά και έχουν αναπτυχθεί σε διεθνές επίπεδο μόνο κατά τις τελευταίες δεκαετίες. Εν τούτοις, η περιοχή αυτή έχει δει μια μεγάλη άνθηση, η οποία διαφαίνεται από την μεγάλη ανάπτυξη που έχει παρατηρηθεί, από τον αριθμό των επιστημόνων που ασχολούνται με αυτά τα θέματα και βέβαια από τα πολύ σημαντικά επιτεύγματα που έχουν συμβάλει στο να γίνουν τα νευρωνικά δίκτυα γνωστά σε ένα ευρύτερο κύκλο. Αποτελούν επομένως ένα θέμα με μεγάλο ενδιαφέρον στις τεχνολογικές επιστήμες. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι οι πρώτες αρχές και λειτουργίες τους βασίζονται και εμπνέονται από το νευρικό σύστημα των ζώντων οργανισμών (και φυσικά του ανθρώπου), αλλά η μελέτη και η χρήση τους έχει προχωρήσει πολύ πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς. Ουσιαστικά δημιουργήθηκε μία νέα περιοχή η οποία έχει αποκοπεί τελείως από την βιολογία και σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η φιλοσοφία τους όμως είναι διαφορετική από τον τρόπο με τον οποίο δουλεύουν οι κλασικοί υπολογιστές. Η λειτουργία τους προσπαθεί να συνδυάσει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Έτσι στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούμε τέτοιες ιδέες όπως, λ.χ. ένα δίκτυο μαθαίνει και εκπαιδεύεται, θυμάται ή ξεχνά μια αριθμητική τιμή κτλ., πράγματα που μέχρι τώρα τα αποδίδαμε μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Αλλά βέβαια μπορούν και χρησιμοποιούν επί πλέον και περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις και κάθε είδους εργαλεία από την μαθηματική ανάλυση.

Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό είναι ότι οι επιστήμονες στην περιοχή των νευρωνικών δικτύων προέρχονται σχεδόν από όλες τις περιοχές των φυσικών επιστημών, όπως την Ιατρική, την επιστήμη Μηχανικών, τη Φυσική, τη Χημεία, τα Μαθηματικά, την επιστήμη Υπολογιστών, την Ηλεκτρολογία κτλ. Αυτό δείχνει ότι για την ανά-

πτυχή τους απαιτούνται ταυτόχρονα γνώσεις και θέματα από πολλές περιοχές, ενώ το ίδιο ισχύει και για τις τεχνικές και τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται. Έτσι καταλαβαίνει κανείς ότι τα νευρωνικά δίκτυα δίνουν μια νέα πρόκληση στις επιστήμες, καθόσον οι νέες γνώσεις που απαιτούνται είναι από τις πιο χρήσιμες στον άνθρωπο, τόσο για την ζωή και την ιατρική όσο και για την τεχνολογία. Καμία άλλη επιστήμη σήμερα δεν συνδυάζει με τόσο άμεσο τρόπο γνώσεις που προέρχονται από τόσο διαφορετικές περιοχές.

Η έμπνευση για τα νευρωνικά δίκτυα, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ξεκινά από την βιολογία. Οι ζώντες οργανισμοί, από τους πιο απλούς μέχρι τον άνθρωπο, έχουν ένα νευρικό σύστημα το οποίο είναι υπεύθυνο για μια πλειάδα από διεργασίες, όπως είναι η επαφή με τον εξωτερικό κόσμο, η μάθηση, η μνήμη κτλ. Το νευρικό σύστημα των οργανισμών αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα τα οποία είναι εξειδικευμένα στις διεργασίες αυτές. Η κεντρική μονάδα του νευρικού συστήματος είναι, οπωσδήποτε, ο εγκέφαλος, ο οποίος επίσης αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μονάδων, που λέγονται νευρώνες ή νευρώνια (neurons). Ο νευρώνας είναι η πιο μικρή ανεξάρτητη μονάδα του δικτύου, όπως λ.χ. το άτομο είναι η πιο μικρή μονάδα της ύλης. Οι νευρώνες συνεχώς και ασταμάτητα επεξεργάζονται πληροφορίες, παίρνοντας και στέλνοντας ηλεκτρικά σήματα σε άλλους νευρώνες. Βλέπουμε λοιπόν ότι οι πρώτες γνώσεις μας για τα νευρωνικά δίκτυα προέρχονται από την βιολογία και την ιατρική. Σήμερα διεξάγεται ιδιαίτερα μεγάλη έρευνα στις δύο αυτές επιστήμες για την καλύτερη κατανόηση των νευρωνικών δικτύων του εγκεφάλου, καθόσον είναι προφανές ότι αυτό θα βοηθήσει στο να εξηγήσουμε πώς ακριβώς λειτουργεί ο εγκέφαλος και τις τόσο περίπλοκες διεργασίες του, όπως πως σκεπτόμαστε, πως θυμόμαστε κτλ. Οι έννοιες αυτές, παρόλο ότι ακούγονται απλές, εν τούτοις δεν έχουν εξηγηθεί σχεδόν καθόλου μέχρι σήμερα από τους επιστήμονες. Έτσι, λοιπόν, τα νευρωνικά δίκτυα των ζώντων οργανισμών τα ονομάζουμε βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, ενθυμούμενοι ότι αυτά είναι και τα πρώτα δίκτυα που μελετήθηκαν, καθόσον υπάρχουν σε όλους τους ζώντες οργανισμούς (όχι όμως στα φυτά).

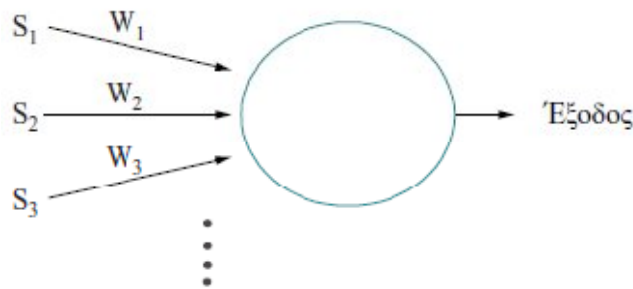
Οι διεργασίες που επιτελούνται από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα στους ζώντες οργανισμούς είναι πολύ περίπλοκες αλλά και τόσο χρήσιμες στην καθημερινή ζωή του ανθρώπου. Μερικές από αυτές είναι εργασίες ρουτίνας, τις οποίες ο άνθρωπος εγκέφαλος εκτελεί με ελάχιστη ή μηδαμινή προσπάθεια, όπως λ.χ. η αναγνώριση μιας εικόνας. Το ερώτημα που προκύπτει λοιπόν είναι: Μπορούν οι ηλεκτρονικοί

υπολογιστές να κάνουν αυτά που κάνει το ανθρώπινο μυαλό; Η απάντηση είναι γνωστή: Πολλά από τα πιο απλά πράγματα, όπως η αναγνώριση φωνής ή εικόνας που το μυαλό κάνει πολύ εύκολα, οι υπολογιστές δεν μπορούν εύκολα να τα κάνουν με επιτυχία. Και βέβαια αυτό δεν οφείλεται στην έλλειψη ταχύτητας, καθώς οι υπολογιστές είναι χιλιάδες φορές γρηγορότεροι από το μυαλό. Ο λόγος είναι ότι η δομή των υπολογιστών είναι πάρα πολύ διαφορετική από την δομή του εγκεφάλου. Το επόμενο λογικό ερώτημα είναι: Θα μπορούσαμε να φτιάξουμε έναν υπολογιστή με τέτοια εσωτερική δομή που να μοιάζει με την δομή του εγκεφάλου και έτσι να μπορέσουμε να πετύχουμε αυτό που θέλουμε; Αυτό έχει οδηγήσει στο να γίνουν κάποιες πρώτες σκέψεις μήπως είναι δυνατόν να δημιουργηθούν κάποια πρότυπα (μοντέλα) του νευρωνικού συστήματος του ανθρώπου, τα οποία θα περιέχουν όλα τα χαρακτηριστικά που είναι γνωστά μέχρι σήμερα και τα οποία θα μπορούσαν από μόνα τους να επιτελέσουν τις εργασίες αυτές, με τον ίδιο τρόπο που γίνονται στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Τα δίκτυα αυτά ονομάζονται τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural nets, ANN). Η βασική τους διαφορά από τα βιολογικά δίκτυα είναι ότι τα δίκτυα αυτά παίρνουν γνώσεις (μαθαίνουν) με την εξάσκηση και την εμπειρία, όπως ακριβώς και οι άνθρωποι, αλλά διαφέρουν στο ότι δεν ακολουθούν ορισμένους προκαθορισμένους κανόνες, που είναι χαρακτηριστικό των υπολογιστών. Υπάρχει σήμερα ένας μεγάλος όγκος έρευνας στην περιοχή αυτή, καθώς και εδώ είναι προφανές πόσο χρήσιμο θα ήταν να μπορεί κάτι το άψυχο να επιτελεί εργασίες που μέχρι σήμερα μόνο ο άνθρωπος μπορούσε να κάνει, είτε αυτό είναι μια μηχανή είτε ένα πρόγραμμα ηλεκτρονικού υπολογιστή. Τις τελευταίες λοιπόν δεκαετίες, στην προσπάθεια να απαντηθούν τα ερωτήματα αυτά, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν δει μεγάλη άνθηση και πρόοδο.

3.1.2 Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα αριθμό στοιχείων, τους νευρώνες. Σε κάθε νευρώνα καταφθάνει ένας αριθμός σημάτων, τα οποία έρχονται ως είσοδος σ' αυτόν. Ο νευρώνας έχει μερικές πιθανές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί η εσωτερική δομή του που δέχεται τα σήματα εισόδου και, τέλος, έχει μία μόνον έξοδο, η οποία είναι συνάρτηση των σημάτων εισόδου (Σχήμα 3.1.1). Κάθε σήμα που μεταδίδεται από ένα νευρώνα σε ένα άλλο μέσα στον νευρωνικό δίκτυο συνδέεται με την τιμή βάρους, w , και η οποία υποδηλώνει πόσο στενά είναι συνδε-

δεμένοι οι δύο νευρώνες που συνδέονται με το βάρος αυτό. Η τιμή αυτή συνήθως κυμαίνεται σε ένα συγκεκριμένο διάστημα, λ.χ. στο διάστημα από -1 ως 1 , αλλά αυτό είναι αυθαίρετο και εξαρτάται από το πρόβλημα που προσπαθούμε να λύσουμε. Η σημασία του βάρους είναι όπως ακριβώς είναι και ο χημικός δεσμός ανάμεσα σε δύο άτομα που απαρτίζουν ένα μόριο. Ο δεσμός μας δείχνει πόσο δυνατά είναι συνδεδεμένα τα δύο άτομα του μορίου. Έτσι και ένα βάρος μας λέγει ακριβώς πόσο σημαντική είναι η συνεισφορά του συγκεκριμένου σήματος στην διαμόρφωση της δομής του δικτύου για τους δύο νευρώνες τους οποίους συνδέει. Όταν το w είναι μεγάλο (μικρό), τότε η συνεισφορά του σήματος είναι μεγάλη (μικρή).



Σχήμα 3.1.1

3.1.3 Μετάδοση του σήματος μέσα στο νευρωνικό δίκτυο

Έχοντας την δομή ενός απλού δικτύου όπως στο Σχήμα 3.1.1, μένει τώρα να δούμε πως και με ποιά διαδικασία μεταδίδεται το σήμα από νευρώνα σε νευρώνα. Ουσιαστικά γίνεται πάντοτε αυτό που υπαινίχθηκε παραπάνω, δηλ., όλα τα σήματα που φθάνουν σε ένα νευρώνα μαζεύονται (αθροίζονται), υπόκεινται σε μία διαδικασία, παράγεται ως αποτέλεσμα της διαδικασίας μία έξοδος και αυτό είναι το σήμα το οποίο μεταδίδεται περαιτέρω στους επόμενους νευρώνες. Η θεώρηση αυτή είναι γενική και ισχύει πάντοτε, αυτό όμως που αλλάζει είναι η διαδικασία η οποία δεν είναι πάντα η ίδια. Ας δούμε αρχικά δύο τρόπους με τους οποίους γίνεται η μετάδοση αυτή. Ο πρώτος τρόπος είναι δυαδικός. Στην περίπτωση αυτή ένας νευρώνας μπορεί να βρεθεί σε μία από δύο δυνατές καταστάσεις: να είναι ενεργός ή να είναι αδρανής. Όταν ένας νευρώνας δέχεται διάφορα σήματα, τότε υπολογίζει μία ποσότητα x από όλα τα δεδομένα που έχει και συγκρίνει την τιμή της ποσότητας αυτής με μια τιμή κατωφλίου, θ , η οποία είναι χαρακτηριστική (σταθερή) και ορισμένη από την

αρχή για τον νευρώνα αυτόν. Αν η τιμή της ποσότητας είναι μεγαλύτερη από την τιμή κατωφλίου, τότε λέμε ότι ο νευρώνας ενεργοποιείται. Αν όμως είναι μικρότερη, τότε ο νευρώνας παραμένει αδρανής, δηλ. στην δεδομένη στιγμή δεν μεταδίδει κανένα σήμα περαιτέρω στο δίκτυο. Επειδή ο νευρώνας εδώ δρα ως δυαδικό στοιχείο, γι' αυτό η έξοδός του, $f(x)$, θα είναι 1 όταν είναι ενεργοποιημένος και 0 όταν είναι αδρανής.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{εάν } x > \theta \\ 0 & \text{εάν } x < \theta \end{cases}$$

Με τον δεύτερο τρόπο δεν υπάρχει χαρακτηριστική τιμή κατωφλίου με την οποία γίνεται η σύγκριση της παραπάνω συνάρτησης. Η μετάδοση του σήματος γίνεται πάλι με την συνάρτηση $f(x)$, η οποία τώρα έχει μία ειδική μορφή. Χρησιμοποιούμε όλες τις τιμές των εισόδων και τις τιμές των βαρών, w , και υπολογίζουμε αριθμητικά την $f(x)$. Ένα παράδειγμα μορφής της συνάρτησης αυτής είναι το εξής:

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

Η συνάρτηση αυτή λέγεται σιγμοειδής συνάρτηση. Εκτός από τις παραπάνω μορφές Υπάρχουν και αρκετές άλλες μορφές της $f(x)$. Η γενική της όμως ονομασία σε όλες τις περιπτώσεις είναι συνάρτηση μεταφοράς (transfer function), ή συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function). Το κοινό χαρακτηριστικό που έχουν οι συναρτήσεις αυτές είναι ότι πρέπει να είναι πάντοτε μη-γραμμικές. Δεν αρκούν γραμμικές συναρτήσεις, γιατί τότε η έξοδος θα ήταν ευθέως ανάλογη με την είσοδο, κάτι που δεν μπορεί να συμβεί στα νευρωνικά δίκτυα.

3.1.4 Πως εκπαιδεύουμε ένα νευρωνικό δίκτυο

Ο πρωταρχικός σκοπός της λειτουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να λύνει συγκεκριμένα προβλήματα που του παρουσιάζουμε ή να επιτελεί από μόνο του ορισμένες διεργασίες, λ.χ. να αναγνωρίζει εικόνες. Για να μπορεί όμως να γίνει αυτό λέμε ότι το νευρωνικό δίκτυο προηγουμένως πρέπει να εκπαιδευθεί κατάλληλα. Αυτό είναι και το βασικό χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων, δηλ. ότι μαθαίνουν ή εκπαιδεύονται. Τι ακριβώς όμως σημαίνει ότι ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται; Όπως και στα βιολογικά δίκτυα έτσι και τα ΤΝΔ δέχονται ορισμένες εισόδους και αντίστοιχα δίνουν ορισμένες εξόδους (input-output). Όταν λέμε εισό-

δους/εξόδους εννοούμε ότι παρουσιάζονται στο δίκτυο κάποια σήματα τα οποία έχουν αριθμητικές τιμές, λ.χ. θα μπορούσε να είναι κάποιος δυαδικός αριθμός αποτελούμενος από 0 και 1. Οι αριθμοί αυτοί που δίνονται στην είσοδο του δικτύου αποτελούν κάποιο πρότυπο. Για ένα πρόβλημα μπορεί να απαιτούνται πολλά πρότυπα. Σε κάθε πρότυπο αντιστοιχεί και μία σωστή απάντηση, η οποία είναι το σήμα που πρέπει να πάρουμε στην έξοδο ή αλλιώς ο στόχος. Η εκπαίδευση γίνεται με το να παρουσιάσουμε μια ομάδα από τέτοια πρότυπα στο δίκτυο, αντιπροσωπευτικά ή παρόμοια με αυτά που θέλουμε να μάθει το δίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι δίνουμε στο δίκτυο ως εισόδους κάποια πρότυπα για τα οποία ξέρουμε ποιά πρέπει να είναι η έξοδος στο δίκτυο, ξέρουμε δηλ. ποιός είναι ο στόχος, τι πρέπει να δίνει το δίκτυο ως απάντηση στα πρότυπα που του παρουσιάζουμε. Ουσιαστικά είναι σαν να δίνουμε στο δίκτυο μία ερώτηση και ακολούθως να του δίνουμε την απάντηση που αντιστοιχεί. Το δίκτυο χρησιμοποιεί την κατάλληλη συνάρτηση μεταφοράς $f(x)$ για να μεταδίδει το σήμα σε όλη τη δομή του, από την είσοδο ως την έξοδο. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης το μόνο πράγμα που αλλάζει είναι οι τιμές των βαρών των συνδέσεων των νευρώνων. Αυτό δεν γίνεται πάντα με τον ίδιο τρόπο, αλλά εξαρτάται σημαντικά από την μέθοδο που χρησιμοποιούμε. Το δίκτυο με τα δεδομένα αυτά τροποποιεί την εσωτερική του δομή ώστε να μπορεί να κάνει την ίδια αντιστοιχία που του δώσαμε εμείς. Ενώ αρχικά ξεκινάει με τιμές στα βάρη w που είναι τυχαίες, κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης μεταβάλλει τις τιμές αυτές, μέχρι να εκπαιδευθεί πλήρως. Ακολούθως, αφού βρει την σωστή εσωτερική δομή του, τότε θα μπορεί να λύνει και άλλα ανάλογα προβλήματα τα οποία δεν τα έχει δει προηγουμένως, δηλαδή δεν έχει εκπαιδευθεί στα πρότυπα των προβλημάτων αυτών. Οποσδήποτε όμως, τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι της ίδιας φύσης και των ίδιων χαρακτηριστικών όπως αυτά της εκπαίδευσης και όχι διαφορετικά. Ως σκέψη λοιπόν μια τέτοια διαδικασία είναι πολύ φιλόδοξη. Αυτός είναι ο πιο συνηθισμένος τρόπος εκπαίδευσης, αλλά θα δούμε στο επόμενο τμήμα ότι υπάρχουν διάφορες παραλλαγές ως προς τον τρόπο με τον οποίο τα δεδομένα παρουσιάζονται στο δίκτυο όταν αυτό εκπαιδεύεται.

Γενικά, μπορούμε να πούμε ότι κατά την εκπαίδευση ενός δικτύου οι αλλαγές στα βάρη γίνονται με ένα από τους εξής δύο τρόπους:

- Με εποπτευόμενο τρόπο
- Με μη-εποπτευόμενο τρόπο (ή αυτό-εποπτευόμενο τρόπο)

Η εποπτευόμενη μάθηση είναι και ο πιο συχνός τρόπος στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Αρχικά δίνουμε τις τιμές των εισόδων και των στόχων που πρέ-

πει να μάθει το δίκτυο, δηλ. παρουσιάζουμε τα πρότυπα στο δίκτυο. Ξεκινούμε με τυχαίες τιμές στα βάρη w . Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης το δίκτυο αλλάζει τις τιμές των βαρών διορθώνοντας αυτές ανάλογα με το σφάλμα που παίρνουμε (διαφορά από τον στόχο). Ο σκοπός μας εδώ είναι τελικά να ελαχιστοποιήσουμε την διαφορά (το σφάλμα) μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της τρέχουσας τιμής της εξόδου μετά από διαδοχικές αλλαγές των βαρών (ανακυκλώσεις διορθώσεων). Μερικές φορές η διαδικασία αυτή μπορεί να απαιτεί μεγάλους αριθμούς τέτοιων διορθώσεων και, επομένως, μεγάλους υπολογιστικούς χρόνους.

Στην μη-εποπτευόμενη εκπαίδευση απλώς δίνουμε την πληροφορία στο δίκτυο, αλλά δεν δίνουμε αντίστοιχους στόχους όπως προηγουμένως και έτσι δεν γίνεται κανένας έλεγχος ή σύγκριση για την πορεία του σφάλματος. Το δίκτυο δεν χρησιμοποιεί κάποια εξωτερική παράμετρο για την αλλαγή των βαρών. Υπάρχει βέβαια συγκεκριμένη διαδικασία που ακολουθείται και καταλήγει σε εκπαίδευση του δικτύου. Το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό έλεγχο, ψάχνει να βρει κάποιες τάσεις ή κανονικότητα στα σήματα εισόδου και προσπαθεί ώστε οι έξοδοι να έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά όπως και οι είσοδοι. Λέμε ότι έτσι έχουμε αυτο-εποπτευόμενη εκπαίδευση διότι το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Ο τρόπος αυτός δεν συναντάται τόσο συχνά όπως η εποπτευόμενη εκπαίδευση και δεν είναι απόλυτα κατανοητός, αλλά είναι πολύ χρήσιμος σε ορισμένες καταστάσεις που δεν υπάρχουν δεδομένα στο πρόβλημα. Σε όλες τις περιπτώσεις όταν το δίκτυο σταματάει να αλλάζει τις τιμές των βαρών, τότε θεωρούμε ότι η εκπαίδευση έχει επιτευχθεί. Αυτό συμβαίνει επειδή το λάθος στην έξοδο γίνεται μηδέν ή είναι πολύ κοντά (τείνει) στο μηδέν.

3.1.5. Τα νευρωνικά δίκτυα και οι υπολογιστές

Το Σχήμα 3.1.1 δίνει το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να υπάρξει, δηλαδή αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα. Πιο περίπλοκα νευρωνικά δίκτυα δημιουργούνται από πολλούς νευρώνες οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους με μια συγκεκριμένη δομή. Καθόσον, η δομή τέτοιων δικτύων μπορεί να είναι πολύ περίπλοκη, ομιλούμε πλέον για αρχιτεκτονική δικτύων, πράγμα που αποτελεί ένα από τα καίρια θέματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων είναι πολύ διαφορετική από αυτήν των παραδοσιακών υπολογιστών που περιέχουν έναν επεξεργαστή. Οι γνωστοί υπολογιστές δουλεύουν σειριακά, σύμ-

φωνα με τις πρώτες ιδέες του von Neumann, και έχουν την ικανότητα να επιτελούν μερικές εκατοντάδες εντολών που είναι πολύ γνωστές, όπως είναι οι αριθμητικές πράξεις κτλ. Στην διαδικασία εκτέλεσης των εντολών ακολουθούν πιστά ένα εσωτερικό ρολόι.

Από τη φύση τους τα νευρωνικά δίκτυα δεν λειτουργούν σειριακά, αλλά με τρόπο που μοιάζει πιο πολύ σε παράλληλο τρόπο λειτουργίας, διότι μία εργασία μοιράζεται στα διάφορα τμήματα του δικτύου, μοιράζεται σε όλους τους επί μέρους νευρώνες. Έτσι λέμε ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα "παράλληλων κατανεμημένων διεργασιών" ("parallel distributed processing"). Αυτό μας παρέχει μεγάλες ταχύτητες, διότι είναι σαν να έχουμε ταυτόχρονα πολλούς επεξεργαστές στη διάθεσή μας. Αλλά όμως η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων διαφέρει από αυτήν των παραλλήλων επεξεργαστών, για το λόγο ότι οι απλοί επεξεργαστές των νευρωνικών δικτύων (δηλ. οι νευρώνες) έχουν μεγάλο αριθμό διασυνδέσεων, ο οποίος συνολικά είναι πολύ μεγαλύτερος από τον αριθμό των νευρώνων. Και αυτό βέβαια γιατί κάθε νευρώνας έχει πολλές συνδέσεις. Αντίθετα, στους παράλληλους υπολογιστές, οι επεξεργαστές είναι συνήθως περισσότεροι από τις διασυνδέσεις μεταξύ τους και ως προς την πολυπλοκότητα τους ακολουθούν την μηχανή von Neumann. Τα νευρωνικά δίκτυα διαφέρουν από αυτό, διότι οι μονάδες τους είναι πολύ πιο απλές και επιτελούν πολύ απλούστερες λειτουργίες, δηλ. ξέρουν μόνο να αθροίζουν τα σήματα εισόδου και να τροποποιούν τα βάρη των διασυνδέσεων. Επίσης, οι νευρώνες λειτουργούν ανεξάρτητα ο ένας από τον άλλο και δεν χρειάζονται συγχρονισμό. Αυτό δίνει στα νευρωνικά δίκτυα την ευρωστία και ανοχή σε σφάλματα (βλέπε παρακάτω).

Οι πληροφορίες που αποθηκεύονται σε ένα νευρωνικό δίκτυο μοιράζονται σε ένα μεγάλο αριθμό μονάδων, δηλ. σε πολλούς νευρώνες. Αντίθετα, όταν αποθηκεύουμε στοιχεία στην μνήμη του υπολογιστή, κάθε πληροφορία σε δυαδική μορφή τοποθετείται σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία.

Τελικά, όταν ένα νευρωνικό δίκτυο λύνει ένα πρόβλημα με επιτυχία, παρόλο που καταλαβαίνουμε την μαθηματική διαδικασία που ακολουθείται (την οποία εμείς σχεδιάσαμε), εν τούτοις δεν καταλαβαίνουμε γιατί (ή πως) λύνεται το πρόβλημα. Το νευρωνικό δίκτυο δεν "σπάζει" το πρόβλημα σε πολλά μικρά λογικά κομμάτια, αλλά το λύνει με μία "ολιστική" μέθοδο, πράγμα που είναι δύσκολο για το ανθρώπινο

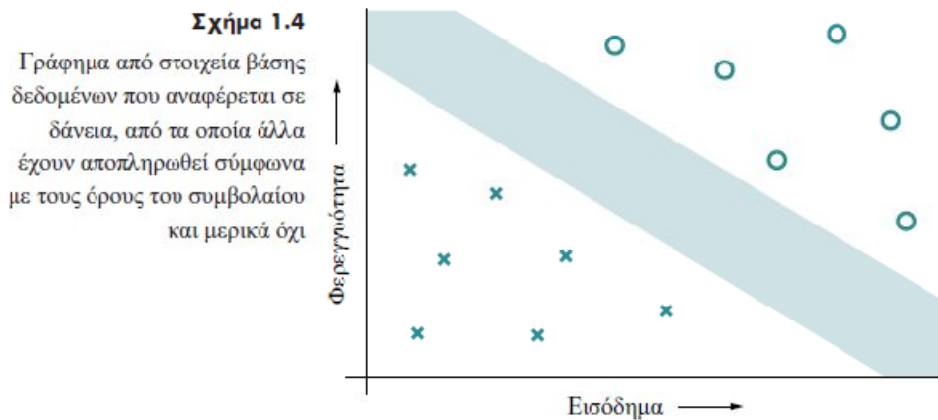
μυαλό να το κατανοήσει με απλή λογική. Βέβαια η λύση ελέγχεται εύκολα ότι είναι η σωστή, και έτσι η τεχνική αυτή μπορεί να χρησιμοποιείται με επιτυχία.

Μια άλλη νέα ιδιότητα στα νευρωνικά δίκτυα είναι αυτή της ανοχής σφάλματος. Αυτό σημαίνει ότι αν ένα μικρό τμήμα του δικτύου χαλάσει, το υπόλοιπο δίκτυο συνεχίζει να λειτουργεί, έστω και με ένα μικρό σφάλμα. Αν το δούμε με άλλο τρόπο, σημαίνει ότι, αν τα δεδομένα ενός προβλήματος σε ένα μικρό μέρος τους είναι εσφαλμένα, το δίκτυο δίδει την σωστή απάντηση και πάλι όμως με ένα μικρό σφάλμα. Είναι γνωστό ότι σε όλα τα παραπάνω οι υπολογιστές δουλεύουν τελείως διαφορετικά. Αν, λ.χ. από λάθος σε ένα υπολογιστικό πρόγραμμα ζητήσουμε να γίνει μια διαίρεση μιας ποσότητας δια του μηδενός, τότε ο υπολογιστής σταματά αμέσως την εκτέλεση του προγράμματος και δίνει μήνυμα σφάλματος, έστω και αν δεν υπάρχει κανένα άλλο σφάλμα στο πρόγραμμα. Αντίθετα ένα νευρωνικό δίκτυο καταλαβαίνει ότι μια τέτοια διαίρεση είναι αδύνατη, την ξεπερνά με κάποιο σφάλμα στο τελικό αποτέλεσμα και συνεχίζει την λύση του προβλήματος. Βλέπουμε λοιπόν ότι στα νευρωνικά δίκτυα έχουμε κάποια ανοχή στα σφάλματα. Είναι φυσικό να ρωτήσουμε βέβαια πόσο μεγάλη μπορεί να είναι η ανοχή αυτή. Η απάντηση είναι ότι δεν μπορούμε να προσδιορίσουμε ένα γενικό ποσοστό ανοχής σφάλματος, αλλά οι συνηθισμένες τιμές σε διάφορα προβλήματα που παρουσιάζονται για την μεγαλύτερη δυνατή ανοχή είναι της τάξης του 10–15%. Όλα όμως εξαρτώνται από το συγκεκριμένο πρόβλημα και φυσικά υπάρχουν διακυμάνσεις στα νούμερα αυτά.

Το χαρακτηριστικό της ανοχής του σφάλματος στα νευρωνικά δίκτυα είναι μια ιδέα που δεν την συναντάμε σε άλλες συνήθεις υπολογιστικές τεχνικές. Μερικές φορές το στοιχείο αυτό είναι επιθυμητό και λύνει το πρόβλημα μας σχετικά εύκολα, ενώ με άλλες μεθόδους μπορεί να είναι πολύ χρονοβόρο. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν δεν μας ενδιαφέρει η απόλυτη ακρίβεια, αλλά μια προσεγγιστική λύση μπορεί να αρκεί για αυτό που θέλουμε. Αυτό όμως δεν συμβαίνει πάντα και δεν μπορούμε να πούμε ότι με τα νευρωνικά δίκτυα μπορούμε να λύσουμε όλα τα προβλήματα που μέχρι σήμερα είναι άλυτα. Σε μερικά προβλήματα η χρήση τους δεν συνίσταται καθόλου. Στα επόμενα κεφάλαια θα δούμε λεπτομερώς τις απαιτήσεις που υπάρχουν σε ένα πρόβλημα για να μπορεί ένα νευρωνικό δίκτυο να το αντιμετωπίσει με επιτυχία.

3.1.6. Σύγχρονες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων

Όλες οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων έχουν προκύψει τα τελευταία λίγα χρόνια και μερικές από αυτές ήδη βρίσκονται ως έτοιμα προϊόντα στην αγορά και χρησιμοποιούνται ευρέως. Είναι βέβαιο ότι τα επόμενα χρόνια ένας πολύ μεγαλύτερος αριθμός θα ακολουθήσει, αφού ακόμη το πεδίο αυτό βρίσκεται σε νηπιακή ηλικία. Οι εφαρμογές αυτές περιλαμβάνουν αναγνώριση προτύπων, υπολογισμό συναρτήσεων, βελτιστοποίηση, πρόβλεψη, αυτόματο έλεγχο και πολλά άλλα θέματα. Θα περιγράψουμε εδώ μερικές από τις εφαρμογές αυτές, αλλά δεν είναι δυνατόν να αναφερθούμε σε όλες διότι ο αριθμός τους είναι πολύ μεγάλος:



Στις τραπεζικές εργασίες μια δύσκολη απόφαση είναι να υπολογισθεί ο παράγοντας επικινδυνότητας σε μια αίτηση για ένα στεγαστικό δάνειο. Από τα δεκάδες στοιχεία που περιέχει μια αίτηση, η τράπεζα θέλει να ξέρει τι πιθανότητα υπάρχει ο πελάτης να αδυνατεί να κάνει τις πληρωμές του συμβολαίου. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.4, τα στοιχεία που παίζουν ρόλο στις αποφάσεις αυτές είναι το εισόδημα και η φερεγγυότητα του δανειολήπτη. Στην περιοχή των "ο", η πιθανότητα να πληρωθεί το δάνειο κανονικά είναι πολύ μεγάλη, γιατί ο δανειολήπτης έχει και μεγάλο εισόδημα και είναι πολύ φερέγγυος, ενώ ακριβώς το αντίθετο συμβαίνει στην περιοχή των "x". Για τις δύο αυτές περιοχές των "ο" και των "x" η απόφαση της τράπεζας είναι μάλλον εύκολη. Ανάμεσα όμως στις δύο περιοχές υπάρχει μια γκριζα περιοχή,

στην οποία προφανώς οι αποφάσεις είναι πολύ δύσκολες. Ένα πρόγραμμα νευρωνικού δικτύου που λέγεται "Nέστωρ" (Nestor) εκπαιδεύεται σε μερικές χιλιάδες αιτήσεις, από τις οποίες οι μισές εγκρίθηκαν και οι μισές απορρίφθηκαν από την τράπεζα με απόφαση των υπαλλήλων της. Συγκρίνοντας με τα πραγματικά δεδομένα, για μία νέα αίτηση δανείου που γίνεται στην τράπεζα, το σύστημα ψάχνει να βρει στοιχεία και να αποφασίσει τι ακριβώς αποτελεί παράγοντα μεγάλης επικινδυνότητας. Τελικά, παίρνει μια απόφαση να δώσει ή να μην δώσει το δάνειο, η οποία έχει μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας από άλλες μεθόδους. Είναι ιδιαίτερα επιτυχής στην γκρίζα περιοχή του σχήματος, όπου οι άλλες μέθοδοι δεν δουλεύουν με επιτυχία.. Το πρόγραμμα "Nestor" έχει χρησιμοποιηθεί αρκετά τα τελευταία χρόνια.

Μια άλλη εφαρμογή είναι η δημιουργία φίλτρου που τοποθετείται σε τηλεπικοινωνιακές γραμμές, όπως λ.χ. οι τηλεφωνικές γραμμές, και το οποίο «καθαρίζει» την γραμμή από το θόρυβο και την ηχώ, ενώ συγχρόνως περιορίζει τα σφάλματα κατά τη μετάδοση. Το πρώτο τέτοιο φίλτρο επινοήθηκε από τον B. Widrow, ονομάζεται

Adaline και χρησιμοποιείται πάνω από 30 χρόνια με επιτυχία. Είναι από τις πιο παλιές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

Στη χημική ανάλυση χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα εκεί όπου πρέπει να ληφθούν γρήγορες αποφάσεις και δεν υπάρχει χρόνος για να γίνουν λεπτομερείς και χρονοβόρες αναλύσεις στο εργαστήριο. Ένα παράδειγμα είναι να μπορεί να γίνει γρήγορος έλεγχος στις αποσκευές επιβατών στα αεροδρόμια για το αν υπάρχουν εκρηκτικές ύλες μέσα σ' αυτές. Η εταιρία Science Application International (SAIC), έχει δημιουργήσει μια συσκευή θερμικής ανάλυσης νετρονίων (thermal neutron analysis, TNA) που ελέγχεται από ένα νευρωνικό δίκτυο και ανακαλύπτει αντικείμενα τα οποία περιέχουν εκρηκτικά, με το να αναλύσει το σήμα εκπομπής ακτινών γ. Η επιτυχία του συνίσταται στο ότι μπορεί να ξεχωρίσει την προέλευση των στοιχείων και, έτσι, μπορεί να καταλάβει και να ξεχωρίσει το σήμα από το άζωτο σε μία βόμβα ή σε ένα γιαούρτι. Σε ένα αεροδρόμιο η ταχύτητα της ανάλυσης είναι 5 δευτερόλεπτα ανά βαλίτσα. Έχει επιτυχία περί το 90%, πράγμα που σημαίνει ότι το ένα στα δέκα αντικείμενα πρέπει να εξετάζεται χειρωνακτικά από υπάλληλο.

Μια άλλη πολύ χρήσιμη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων είναι στην αναγνώριση εικόνων, κειμένων και γενικά προτύπων (pattern recognition). Η εφαρμογή αυτή περιλαμβάνει πάρα πολλές δραστηριότητες, από τις πλέον επιτυχείς των νευρωνικών δικτύων, αλλά εδώ θα αναφέρουμε μόνον ένα απλό πρόγραμμα που σήμερα χρησιμοποιείται κατά κόρον στην επεξεργασία κειμένων. Το πρόγραμμα αυτό λέγε-

ται "OmniPage", το ανέπτυξε η εταιρία Caere (που τώρα λέγεται ScanSoft) το 1994 και υλοποιείται σε ένα απλό PC. Το πρόγραμμα και το προϊόν περιγράφονται λεπτομερώς στην ηλεκτρονική διεύθυνση της εταιρίας, η οποία είναι η εξής :

<http://www.scansoft.com>. Το πρόγραμμα διαβάζει τυπωμένα κείμενα με σαρωτή (scanner) και τα μετατρέπει σε χαρακτήρες ASCII. Μάλιστα το πρόγραμμα αυτό δουλεύει ικανοποιητικά, έστω και αν τα γράμματα είναι μερικώς καταστραμμένα, όπως λ.χ. συμβαίνει συχνά σε σελίδες fax.

Η εταιρία Nestor έχει επίσης αναπτύξει ένα πρόγραμμα που αναγνωρίζει την γραφή Κάντζι (ιαπωνική γραφή) και έτσι μεταφράζει αυτόματα διάφορα κείμενα στα Αγγλικά. Η αρχική έκδοση μπορούσε να αναγνωρίσει 2500 χαρακτήρες με επιτυχία 92%. Ο μέσος Ιάπων αναγνωρίζει περίπου 2000–3000 τέτοιους χαρακτήρες. Το δίκτυο αυτό χρησιμοποιεί μία γενικευμένη λογική που θα μπορούσε εύκολα να εφαρμοσθεί και σε άλλες γλώσσες, όπως Κυριλλικά, Εβραϊκά κτλ.

Ένα άλλο γνωστό πρόβλημα είναι η μετατροπή κειμένου σε φωνή, και βέβαια το αντίστροφο. Ένα γνωστό πρόγραμμα, το NETtalk, κάνει ακριβώς αυτό, δηλ. ένα δίκτυο εκπαιδεύεται στο να διαβάζει γραπτά κείμενα και να τα απαγγέλλει. Το

δίκτυο έχει 309 νευρώνες με 18629 συνάψεις σε 3 διαφορετικά επίπεδα. Η είσοδος του δικτύου αποτελείται από 7 ομάδες νευρώνων και κάθε ομάδα από 29 νευρώνες (ένα για τα 26 γράμματα, ένα για το κενό, την τελεία, και το κόμμα). Η έξοδος αποτελείται από 26 νευρώνες, ενώ το μεσαίο επίπεδο έχει 80 νευρώνες. Το πρόγραμμα εξετάζει ένα παράθυρο με 7 χαρακτήρες, το οποίο συνεχώς μετακινείται κατά ένα χαρακτήρα, διορθώνει τα σφάλματα του και μετά την εκπαίδευση του το δίκτυο μπορεί να βρει τους κανόνες για τα φωνήεντα, τα κενά κτλ. και μεταβάλλει τα βάρη του ανάλογα. Στην αρχή η απαγγελία ήταν ακατανόητη, μετά ήταν νηπιακής μορφής και τελικά έφθασε σε 95% αναγνωρίσιμης και κατανοητής ομιλίας.

Φυσικά, ο αριθμός των εφαρμογών που λειτουργούν σήμερα και βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ μεγαλύτερος από αυτές που αναφέρονται παραπάνω, οι οποίες είναι μόνον ενδεικτικές των δραστηριοτήτων στην περιοχή αυτή, ενώ καθημερινά δημιουργούνται καινούργιες. Μερικές άλλες θα αναφερθούν στα επόμενα κεφάλαια στα κατάλληλα σημεία. Μια απλή λίστα σε μερικές περιοχές με διάφορες εφαρμογές θα μπορούσε να περιλάβει επιγραμματικά και μόνον:

- Καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας του εγκεφάλου
- Μοντέλα για την όραση (την αίσθηση στην οποία έχει γίνει η μεγαλύτερη έρευνα σήμερα και για την οποία έχουμε την καλύτερη κατανόηση)

Επιχειρήσεις

- Εκτίμηση για την ύπαρξη κοιτασμάτων πετρελαίου σε γεωλογικά πετρώματα
- Για την επιλογή του κατάλληλου προσωπικού σε σημαντικές θέσεις στην επιχείρηση

Ιατρική

- Ανάγνωση και ανάλυση των ακτινών Χ
- Κατανόηση των επιληπτικών κρίσεων
- Παρακολούθηση εγχείρησης
- Προβλέψεις για αντιδράσεις οργανισμών στην λήψη φαρμάκων
- Διάγνωση και θεραπεία από τα συμπτώματα
- Ανάλυση ομιλίας σε ακουστικά βαρηκοΐας κωφών ατόμων

Στρατιωτική τέχνη

- Αναγνώριση και παρακολούθηση στόχων
- Βελτιστοποίηση της χρήσης πόρων σε έλλειψη
- Κωδικοποίηση σημάτων ραντάρ
- Δημιουργία "έξυπνων" όπλων
- Για κατόπτευση

Χρηματοοικονομικά

- Ανάλυση επικινδυνότητας δανείων
- Ανάγνωση χειρόγραφων κειμένων
- Αξιολόγηση επενδύσεων και ανάλυση χαρτοφυλακίων
- Αναγνώριση πλαστογραφιών

Βιομηχανία

- Αυτοματοποίηση ρομπότ και συστημάτων ελέγχου
- Επιλογή ανταλλακτικών κατά την συναρμολόγηση
- Έλεγχος στην γραμμή παραγωγής
- Επιθεώρηση της ποιότητας κατά την κατασκευή

Περιβάλλον

- Πρόβλεψη καιρού
- Ανάλυση τάσεων και παρατηρήσεων

1.7 Ιστορική αναδρομή

Έχοντας γνωρίσει στις προηγούμενες σελίδες τις πρώτες ιδέες για τα νευρωνικά δίκτυα, πριν κλείσει η εισαγωγή αυτή, καλό είναι να δούμε συνοπτικά πότε και πώς ξεκίνησε η περιοχή αυτή, πώς αναπτύχθηκε, τι δυσκολίες συνάντησε και να κάνουμε έτσι μία μικρή ιστορική αναδρομή. Επειδή τα νευρωνικά δίκτυα είναι σχετικά μία νέα περιοχή, δεν υπάρχει ουσιαστικά μεγάλη προϊστορία, όπως σε άλλες παραδοσιακές επιστήμες. Ξεκίνησε σε διεθνές επίπεδο μόλις κατά τις τελευταίες δεκαετίες, αλλά η μεγάλη ώθηση σ' αυτά δόθηκε μετά το 1980. Σ' αυτό βοήθησε τόσο η τεράστια ανάπτυξη του υλικού/λογισμικού των Η/Υ όσο και η ανάπτυξη νέων αλγορίθμων εκπαίδευσης. Αξίζει λοιπόν τον κόπο να κάνουμε μια σύντομη αναδρομή και να δούμε πώς φτάσαμε στις τελευταίες εξελίξεις. Η ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων πέρασε από πολλές φάσεις και εξελίξεις.

1.7.1 Η αρχή

Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts. Σε μία πρώτη εργασία τους οι ερευνητές αυτοί παρουσίασαν για πρώτη φορά την ιδέα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μία συλλογή ενός μεγάλου αριθμού νευρώνων και έδειξαν πώς θα μπορούσαν να λειτουργούν οι νευρώνες με τις διασυνδέσεις τους. Αυτή θεωρείται ιστορικά ότι είναι η πρώτη εικόνα ενός νευρωνικού δικτύου. Μάλιστα οι συγγραφείς θεώρησαν ότι οι νευρώνες και οι συνδέσεις τους είναι ένα πρότυπο, ανάλογο ενός ηλεκτρικού κυκλώματος. Ο McCulloch ήταν νευροφυσιολόγος και ο Pitts ένας 18χρονος πρωτοετής φοιτητής των Μαθηματικών. Οι ίδιοι συγγραφείς προχώρησαν το 1947 σε πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων. Το πρότυπο αυτό περιέχει πολλά χαρακτηριστικά από τα μεταγενέ-

στερα πρότυπα. Ο νευρώνας θεωρείται ότι μπορεί να έχει δύο μόνον καταστάσεις. Μπορεί να δέχεται πολλές εισόδους αλλά δίνει μία μόνον έξοδο. Οι έξοδοι από διαφορετικούς νευρώνες δεν επιτρέπεται να ενώνονται, αλλά πρέπει υποχρεωτικά να οδηγούν σε είσοδο άλλου νευρώνα. Οι απολήξεις των νευρώνων είναι δύο ειδών: διεγερτικές και ανασταλτικές. Οι δύο καταστάσεις του νευρώνα είναι ότι είτε πυροδοτεί ή βρίσκεται σε ηρεμία. Η ροή της πληροφορίας μέσα στον νευρώνα ελέγχεται από πύλες, οι οποίες επίσης είναι διεγερτικές ή ανασταλτικές. Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, στέλνει ένα παλμό. Οι λειτουργίες αυτές πάντα γίνονται σε διακριτό χρόνο και υποτίθεται ότι όλοι οι νευρώνες αποκρίνονται ταυτόχρονα, δηλ. το σύστημα δρα συγχρονισμένα. Η κατάσταση ενός νευρώνα σε χρόνο $t + 1$ εξαρτάται από την κατάστασή του σε χρόνο t και από τις εισόδους που εισέρχονται στην χρονική αυτή στιγμή.

Τα δίκτυα McCulloch–Pitts προσπαθούν να εξηγήσουν για πρώτη φορά πως δουλεύει η μνήμη. Θεωρούν ότι ένας πιθανός μηχανισμός μνήμης μπορεί να είναι η ύπαρξη κλειστών διαδρομών του σήματος μέσα στο δίκτυο. Αν δεν υπάρχει καμία τέτοια διαδρομή και χωρίς νέο εξερχόμενο σήμα, τότε το δίκτυο θα μείνει μόνιμα σε κατάσταση ηρεμίας. Έτσι, μια ίνα ενώνει την έξοδο ενός κυττάρου με το σημείο εισόδου στο ίδιο κύτταρο, δημιουργώντας έναν μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Μόλις πυροδοτεί ένα τέτοιο κύτταρο θα συνεχίσει να πυροδοτεί μέχρι να έλθει σήμα από ανασταλτική ίνα. Καθ' όλη τη διάρκεια της λειτουργίας αποστέλλονται παλμοί στην πύλη των κυττάρων και μεταδίδεται το σήμα και η πληροφορία. Αυτός ο κύκλος του σήματος θα μπορούσε να θεωρηθεί ως μία πρώτη ιδέα για ένα μηχανισμό μνήμης.

Οι εργασίες αυτές πιθανόν να χάνονταν στην βιβλιογραφία αν δεν τις χρησιμοποίησε λίγα χρόνια αργότερα ο J. von Neumann ως παράδειγμα για υπολογιστικές μηχανές την δεκαετία που διαδόθηκε ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, δηλ. την δεκαετία του πενήντα. Τότε έγιναν και οι πρώτες προσπάθειες να αντλήσουμε πληροφορίες από τα βιολογικά δίκτυα και να δημιουργηθούν τα πρώτα τεχνητά δίκτυα.

Ένα άλλο έργο της πρώτης αυτής εποχής που αφήνει ακόμα και σήμερα την επιρροή του είναι το βιβλίο του D. Hebb , "The organisation of behavior"(1949), το οποίο εισάγει τον κανόνα μάθησης του Hebb. Το μοντέλο του Hebb έχει ως κεντρική ιδέα τις συνδέσεις μεταξύ μονάδων του συστήματος, δηλαδή τους νευρώνες. Έφτασε στα συμπεράσματα αυτά μετά από σωρεία πειραμάτων νευροφυσιολογίας. Ο κανόνας αυτός λέγει ότι κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις

νευρωνικές του συνδέσεις, οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο παρουσιάζεται. Όταν ο νευρώνας i επανειλημμένα διεγείρει τον νευρώνα j , τότε συμβαίνει να αναπτύσσεται μια μεταβολική σύνδεση στον ένα ή και στους δύο νευρώνες, έτσι ώστε η απόδοση του φαινομένου (το i διεγείρει το j) να αυξάνεται. Αν w_{ij} είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ i και j , x_i η είσοδος στον νευρώνα j από τον νευρώνα i , x_j η έξοδος του νευρώνα j , τότε ισχύει ότι:

$$w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + a x_i x_j \quad (1.3)$$

Εδώ a είναι μία θετική σταθερά που λέγεται παράμετρος του ρυθμού εκπαίδευσης. Το νέο λοιπόν βάρος w_{ij} θα είναι ίσο με το παλαιό ενισχυμένο κατά μία ποσότητα $a x_i x_j$. Ο κανόνας αυτός έχει τοπικό χαρακτήρα, ισχύει δηλαδή μόνο για την σύνδεση του νευρώνα i και j και όχι για άλλες συνδέσεις του δικτύου.

1.7.2 Τα πρώτα μοντέλα

Το μοντέλο του αισθητήρα (perceptron) παρουσιάσθηκε για πρώτη φορά το 1957 από τον F. Rosenblatt, ο οποίος αρχικά έφτιαξε το πρώτο δίκτυο με hardware που μπορούσε να κάνει πολλές και διάφορες διεργασίες. Είναι ένα πολύ απλό μοντέλο (οι λεπτομέρειες θα παρουσιαστούν στα επόμενα κεφάλαια) που έχει μόνο δύο επίπεδα, αυτά της εισόδου και της εξόδου. Το σήμα προχωρά μονοδρομικά από την είσοδο στην έξοδο. Το μοντέλο αυτό στην αρχή είχε πολλές επιτυχίες, δημιούργησε μεγάλο ενθουσιασμό και μάλιστα ήδη αρχίζει να συζητείται η ιδέα ότι πιθανόν τα νευρωνικά δίκτυα να είναι η ανώτερη τεχνική που λύνει όλα τα προβλήματα που μέχρι τότε παρέμεναν άλυτα. Οι πρώτες λοιπόν επιτυχίες μεγαλοποιήθηκαν, αλλά γρήγορα φάνηκε ότι τα μοντέλα αυτά είχαν πολλούς περιορισμούς. Μια συνολική και εμπεριστατωμένη εικόνα του προτύπου αυτού παρουσιάσθηκε το 1969 στο βιβλίο "Perceptrons" των Minsky και Papert. Στο βιβλίο αυτό γίνεται μία συνολική εκτίμηση της χρησιμότητας του προτύπου του αισθητήρα και όλων των διεργασιών για τα οποία είναι χρήσιμο. Αποδεικνύεται με αναλυτικά μαθηματικά ότι υπάρχουν συγκεκριμένοι περιορισμοί στο πρότυπο αυτό. Έτσι, δεν μπορεί να λύσει, λ.χ. το σχετικά απλό πρόβλημα του X-OR (για το πρόβλημα αυτό γίνεται διεξοδική συζήτηση στα κεφάλαια 3 και 4). Οι αρχικές προσδοκίες που είχαν δημιουργηθεί ήδη φαίνεται ότι δεν επαληθεύονται και προς το παρόν τα νευρωνικά δίκτυα χάνουν

την δημοτικότητα τους, με αποτέλεσμα ο κόσμος να στρέφεται σε μια νέα παρεμφερή περιοχή που τότε άρχισε να γίνεται γνωστή, την Τεχνητή Νοημοσύνη.

Την ίδια περίπου εποχή με την ανάπτυξη του μοντέλου του αισθητήρα οι Widrow και Hoff ανέπτυξαν το 1959 δύο νέα μοντέλα, το Adaline και το Madaline, τα οποία όπως είδαμε νωρίτερα ήταν από τα πρώτα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν επιτυχώς για πρακτικά προβλήματα: Χρησιμοποιήθηκαν ως φίλτρα για να εξαλείψουν την ηχώ σε τηλεφωνικές γραμμές .

Τα επόμενα είκοσι χρόνια, μέχρι περίπου το 1980, μικρή μόνο πρόοδος επιτελέστηκε στα νευρωνικά δίκτυα, διότι οι περιορισμοί που αναφέρθηκαν παραπάνω αποθάρρυναν τους περισσότερους στο πεδίο αυτό, το οποίο, όπως φάνηκε λίγο αργότερα, έψαχνε να βρει μία διέξοδο και να κάνει νέα σημαντικά βήματα.

1.7.3 Η ωρίμανση

Η διέξοδος αυτή ήρθε με ένα μνημειώδες έργο που παρουσιάστηκε το 1982 από τον

J. Hopfield , ο οποίος είναι βιολόγος, και το οποίο έδωσε μεγάλη ώθηση στην ανάπτυξη των δικτύων. Σε μία εργασία του μόλις 5 σελίδων ο Hopfield έδειξε με αυστηρά μαθηματική απόδειξη πώς ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αποθηκευτικός χώρος (storage device) και πώς επίσης μπορεί ένα δίκτυο να επανακτήσει όλη την πληροφορία ενός συστήματος έστω και αν του δοθούν μερικά τμήματα μόνο και όχι ολόκληρο το σύστημα. Αμέσως εκτιμήθηκε η σπουδαιότητα της ιδιότητας αυτής και ως εκ τούτου η εργασία αυτή αποτέλεσε έμπνευση για πολλές άλλες ιδέες που ακολούθησαν.

Ένα επόμενο σημαντικό βήμα ήταν η πρόοδος που επιτελέστηκε στην διαδικασία εκπαίδευσης των δικτύων όταν επινοήθηκε ο κανόνας της διόρθωσης του σφάλματος (error correction learning). Έγινε κατανοητό ότι κατά την εκπαίδευση ενός δικτύου, σε όποια κατάσταση και αν βρίσκεται αυτό σε μια δεδομένη στιγμή, σημασία έχει η απόκλιση που δίνει στην την έξοδο του το δίκτυο από την αναμενόμενη τιμή ή τον στόχο που έχουμε θέσει. Η διαφορά αυτή δίνει το σφάλμα που παράγει το δίκτυο την δεδομένη στιγμή n και δίνεται από:

$$\delta(n) = t(n) - o(n) \quad (1.4)$$

όπου $t(n)$ είναι ο στόχος, $o(n)$ είναι η έξοδος και $\delta(n)$ είναι το σφάλμα. Το δ τώρα ενεργ-

γοποιεί ένα μηχανισμό ελέγχου με σκοπό να επιφέρει μια σειρά από διορθωτικές

αλλαγές στα βάρη w , πράγμα που θα φέρει το δίκτυο πλησιέστερα στην εκπαίδευση του. Αυτό γίνεται με τον υπολογισμό της ποσότητας Δ :

$$\Delta_i = \eta \delta x_i \quad (1.5)$$

όπου η είναι μια σταθερά, και x_i είναι η τιμή του σήματος εισόδου. Τέλος το $\Delta w(n)$, δηλ. η διόρθωση του βάρους w στην δεδομένη στιγμή n , δίνεται κατ' ευθείαν από το Δ :

$$\Delta w(n) = \Delta_i \quad (1.6)$$

Ο κανόνας αυτός λέγεται "κανόνας Δ " ή κανόνας "Widrow-Hoff" και χρησιμοποιείται ευρύτατα σε διάφορες μεθόδους εκπαίδευσης δικτύων, όπως θα δούμε στα επόμενα κεφάλαια.

Το 1986 δημοσιεύεται ένα άλλο σημαντικό έργο από τους McClelland και Rumelhart, το "Parallel Distributed Processing", το οποίο ανοίγει νέους δρόμους στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Παρουσιάζεται η ιδέα πώς ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί και να χρησιμοποιηθεί ως παράλληλος επεξεργαστής. Το έργο αυτό κάνει ένα σημαντικό βήμα πέρα από το Perceptron, με το να επιτρέπει την ύπαρξη και άλλων επιπέδων νευρώνων, εκτός από την είσοδο και την έξοδο, που αποτελούν την εσωτερική δομή του δικτύου. Προτείνουν μία νέα διαδικασία εκπαίδευσης, την μέθοδο της οπισθοδιάδοσης (back-propagation), η οποία χρησιμοποιεί τις εξισώσεις 1.4 – 1.6 και κατέληξε να είναι η πιο χρήσιμη σήμερα τεχνική εκπαίδευσης δικτύων. Η μέθοδος αυτή είχε συζητηθεί και από άλλους νωρίτερα, αλλά για πρώτη φορά το 1986 παρουσιάσθηκε ολοκληρωμένα και με αυστηρό μαθηματικό τρόπο.

1.7.4 Η κατάσταση σήμερα

Μετά την πρόοδο σε τόσα πολλά σημεία που παρουσιάσθηκε ιδιαίτερα την δεκαετία του 1980, τα τελευταία δέκα χρόνια παρατηρούμε ότι αρχίζουν να εμφανίζονται πολλά σημεία που δείχνουν ότι η περιοχή των νευρωνικών δικτύων έχει πλέον ωριμάσει και αναπτύχθει σε ένα ανεξάρτητο πεδίο της επιστήμης με δικά του στοιχεία, δικό του χαρακτήρα σαφώς καθορισμένο και τέλος με μεγάλο αριθμό επιστημόνων που ασχολούνται αποκλειστικά τώρα με την νέα αυτή περιοχή. Τα στοιχεία αυτά είναι:

Από το 1985 και μετά αρχίζουν τα πρώτα συνέδρια που είναι αφιερωμένα αποκλει-

στικά σε νευρωνικά δίκτυα, από την American Physical Society και από την IEEE.

Παρακολουθούνται από περισσότερους από χίλιους συνέδρους. Ταυτόχρονα δημιουργούνται ειδικές επαγγελματικές εταιρίες νευρωνικών δικτύων με χιλιάδες μέλη, όπως η International Neural Network Society με τρεις πόλους: Αμερική (με διευθυντή τον Grossberg), Ευρώπη (Kohonen) και Ιαπωνία (Amari).

Προς τα τέλη της δεκαετίας του ογδόντα παρουσιάζονται τουλάχιστον πέντε νέα περιοδικά αφιερωμένα αποκλειστικά στα νευρωνικά δίκτυα, ενώ πριν λίγα χρόνια δεν υπήρχε ούτε ένα. Τα τελευταία χρόνια μετά το 1990 εκδίδονται και άλλα 3-4 νέα, με συνέπεια να υπάρχουν σήμερα περίπου 10 επιστημονικά περιοδικά αφιερωμένα στα νευρωνικά δίκτυα. Φυσικά, και τα γνωστά περιοδικά της Επιστήμης Υπολογιστών, της Φυσικής και των Ηλεκτρολόγων Μηχανικών επίσης περιλαμβάνουν πλείαδα άρθρων με νέα αποτελέσματα στα νευρωνικά δίκτυα. Κάθε μήνα πλέον δημοσιεύονται εκατοντάδες εργασίες με αποκλειστικό θέμα κάποια άποψη των νευρωνικών δικτύων. Μερικά από τα εξειδικευμένα νέα περιοδικά είναι:

- Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society (Pergamon Press).
- Network: Computation in Neural Systems (Institute of Physics Publishing).
- International Journal of Neural Systems (World Scientific).
- Neural Computation.
- Connection Science: Journal of Neural Computing, Artificial Intelligence and Cognitive Research (Carfax Publishing).
- Neural Network World: Neural and Massively Parallel Computing and Information Systems (Computer World, Prague).

Πολύ σημαντικό είναι επίσης το γεγονός ότι τα τελευταία δεκαπέντε χρόνια δημιουργήθηκαν και οι πρώτες εμπορικές εταιρίες οι οποίες ασχολούνται αποκλειστικά με νευρωνικά δίκτυα. Βρίσκονται σχεδόν όλες στις ΗΠΑ, συνήθως έχουν μικρό αριθμό εργαζομένων (λ.χ. 20 άτομα), και παράγουν εξειδικευμένα προγράμματα για την λύση συγκεκριμένων προβλημάτων. Μερικά από αυτά έχουν επιτυχία, αλλά διαφαίνεται με το πέρασμα του χρόνου ότι οι αρχικές προσδοκίες για ραγδαία αύξηση

των εμπορικών εφαρμογών δεν επαληθεύονται. Έχουν φθάσει πλέον σε ένα σταθερό επίπεδο ανάπτυξης, ενώ η ετήσια αύξηση είναι μικρή

3.3 ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

3.3.1. Εισαγωγή στους γενετικούς αλγόριθμους

Τα τελευταία τριάντα χρόνια, παρατηρείται ένα συνεχώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη συστημάτων επίλυσης προβλημάτων βασισμένων στις αρχές της *Φυσικής Εξέλιξης*. Τα συστήματα αυτού του είδους λειτουργούν διατηρώντας έναν πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων του προβλήματος που προσπαθούμε να επιλύσουμε, και εφαρμόζοντας πάνω σε αυτόν διάφορες διαδικασίες εμπνευσμένες από τη βιολογική εξέλιξη. Έτσι, περνώντας από γενιά σε γενιά, τα συστήματα αυτά δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων εξελίσσοντας τους προηγούμενους πληθυσμούς.

Οι *Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms)* είναι ένα παράδειγμα τέτοιου συστήματος που μαζί με τον *Εξελικτικό Προγραμματισμό (Evolutionary Programming.)*, τις *Στρατηγικές Εξέλιξης (Evolution Strategies)*, τα *Συστήματα Ταξινόμησης (Classifier Systems)* και το *Γενετικό Προγραμματισμό (Genetic Programming)* αποτελούν μια κατηγορία συστημάτων επίλυσης προβλημάτων που είναι ευρύτερα γνωστή με τον όρο *Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms)*.

Η πρώτη εμφάνιση των Γενετικών Αλγόριθμων (Γ.Α.) χρονολογείται στις αρχές του 1950, όταν διάφοροι επιστήμονες από το χώρο της βιολογίας αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν υπολογιστές στην προσπάθειά τους να προσομοιώσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη όμως, που οδήγησε στην μορφή με την οποία είναι γνωστοί σήμερα, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland [Holland 1975] και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan.

Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τους Γ.Α. είναι η μίμηση των μηχανισμών της βιολογικής εξέλιξης που απαντώνται στη φύση. Ας πάρουμε, για παράδειγμα, τους λαγούς και τον τρόπο που αναπαράγονται και εξελίσσονται από γενιά σε γενιά [Michalewicz, 1996]. Έστω ότι αρχίζουμε να παρατηρούμε ένα συγκεκριμένο πληθυσμό από λαγούς σε ένα οικοσύστημα. Όπως είναι φυσικό, κάποιοι από αυτούς θα είναι πιο γρήγοροι και πιο εύστροφοι από άλλους. Αυτοί οι λαγοί έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν στο φυσικό τους περιβάλλον (δηλαδή να εξασφαλίζουν τροφή και να ξεφεύγουν

από τα διάφορα αρπακτικά που τους καταδιώκουν, όπως για παράδειγμα τις αλεπούδες) από ότι κάποιοι πιο αργοί ή λιγότερο έξυπνοι λαγοί. Φυσικά δεν είναι λίγοι οι αργοί ή λιγότερο έξυπνοι λαγοί που καταφέρνουν να επιβιώνουν εξαιτίας της τύχης ή άλλων παραγόντων. Όλοι αυτοί οι λαγοί, που καταφέρνουν να επιβιώσουν, θα αρχίσουν την παραγωγή της επόμενης γενιάς τους, μιας γενιάς που θα συνδυάζει με διάφορους τρόπους όλα τα χαρακτηριστικά των μελών της προηγούμενης. Έτσι, μερικοί αργοί λαγοί θα αναμειχθούν με κάποιους γρήγορους, κάποιοι γρήγοροι με άλλους γρήγορους, κάποιοι εύστροφοι λαγοί με κάποιους μη εύστροφους και ούτω καθεξής, δημιουργώντας έτσι σταδιακά έναν πληθυσμό που απαρτίζεται από λαγούς που κατά μέσο όρο είναι εξυπνότεροι και ταχύτεροι από τους προγόνους τους. Ευτυχώς όμως, για τη διατήρηση της φυσικής ισορροπίας, και τα αρπακτικά υφίστανται την ίδια διαδικασία εξέλιξης από γενιά σε γενιά, διαφορετικά οι λαγοί θα γίνονταν υπερβολικά γρήγοροι και έξυπνοι για να μπορούν να τους πιάσουν.

Οι Γ.Α. χρησιμοποιούν ορολογία δανεισμένη από το χώρο της Φυσικής Γενετικής. Αναφέρονται σε άτομα (*individuals*) ή γενότυπους (*genotypes*) μέσα σε ένα πληθυσμό. Κάθε άτομο ή γενότυπος αποτελείται από χρωμοσώματα (*chromosomes*). Στους Γ.Α. αναφερόμαστε συνήθως σε άτομα με ένα μόνο χρωμόσωμα. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από γονίδια (*genes*) που είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Κάθε γονίδιο επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών. Τα γονίδια που επηρεάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του ατόμου βρίσκονται και σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωματοσώματος που καλούνται *loci*. Κάθε χαρακτηριστικό γνώρισμα του ατόμου (όπως για παράδειγμα το χρώμα μαλλιών) έχει τη δυνατότητα να εμφανιστεί με διάφορες μορφές, ανάλογα με την κατάσταση στην οποία βρίσκεται το αντίστοιχο γονίδιο που το επηρεάζει. Οι διαφορετικές αυτές καταστάσεις που μπορεί να πάρει το γονίδιο καλούνται *alleles* (τιμές χαρακτηριστικού γνωρίσματος). Κάθε γενότυπος αναπαριστά μια πιθανή λύση σε ένα πρόβλημα. Το «αποκωδικοποιημένο» περιεχόμενο ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος καλείται φαινότυπος (*phenotype*) (π.χ. ένας ζωντανός οργανισμός είναι ο φαινότυπος των χρωμοσωμάτων του). Μια διαδικασία εξέλιξης που εφαρμόζεται πάνω σε ένα πληθυσμό αντιστοιχεί σε ένα εκτενές ψάξιμο στο χώρο των πιθανών λύσεων.

Απαραίτητη προϋπόθεση για την επιτυχημένη έκβαση ενός τέτοιου ψαξίματος αποτελεί η εξισορρόπηση δύο διαδικασιών που είναι προφανώς αντικρουόμενες, της εκμετάλλευσης και διατήρησης των καλύτερων λύσεων, και της όσο το δυνατόν καλύτερης εξερεύνησης όλου του διαστήματος.

Οι Γ.Α. διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων, του προβλήματος που μας ενδιαφέρει, πάνω στον οποίο δουλεύουν, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Έτσι ένας Γ.Α.πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις και υποστηρίζει καταγραφές ή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων. Ο πληθυσμός υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη. Σε κάθε γενιά, οι σχετικά "καλές" λύσεις αναπαράγονται, ενώ οι σχετικά "κακές" απομακρύνονται. Ο διαχωρισμός και η αποτίμηση των διαφόρων λύσεων γίνεται με την βοήθεια μιας αντικειμενικής συνάρτησης (*objective ή fitness function*), η οποία παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός.

Η δομή ενός απλού Γ.Α. έχει σε γενικές γραμμές ως εξής [Michalewicz, 1996]: Κατά την διάρκεια της γενιάς t , ο Γ.Α. διατηρεί ένα πληθυσμό $P(t)$ από n πιθανές λύσεις (individuals): $P(t) = \{x_{1t}, \dots, x_{nt}\}$. Κάθε individual x_{it} αποτιμάται και δίνει ένα μέτρο της καταλληλότητας και ορθότητάς του. Αφού ολοκληρωθεί η αποτίμηση όλων των μελών του πληθυσμού, δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός (γενιά $t+1$) που προκύπτει από την επιλογή των πιο κατάλληλων στοιχείων του πληθυσμού της προηγούμενης γενιάς.

Μερικά μέλη από τον καινούργιο αυτό πληθυσμό υφίστανται αλλαγές με την βοήθεια των γενετικών διαδικασιών της *διασταύρωσης* και της *μετάλλαξης* σχηματίζοντας νέες πιθανές λύσεις. Η διασταύρωση συνδυάζει τα στοιχεία των χρωμοσωμάτων δύο γονέων για να δημιουργήσει δύο νέους απογόνους ανταλλάσσοντας κομμάτια από τους γονείς. Για παράδειγμα, έστω ότι δύο γονείς αναπαριστώνται με χρωματοσώματα πέντε γονιδίων $(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$ και $(a_2, b_2, c_2, d_2, e_2)$ αντίστοιχα, τότε οι απόγονοι που θα προκύψουν από διασταύρωση με σημείο διασταύρωσης (*crossover point*) το σημείο 2 είναι οι $(a_1, b_1, c_2, d_2, e_2)$ και $(a_2, b_2, c_1, d_1, e_1)$. Διαισθητικά μπορούμε να πούμε ότι η διασταύρωση εξυπηρετεί την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ διαφορετικών πιθανών λύσεων. Η διαδικασία της μετάλλαξης αλλάζει αυθαίρετα ένα ή περισσότερα γονίδια ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος. Πραγματοποιείται με τυχαία αλλαγή γονιδίων με πιθανότητα ίση με το ρυθμό μετάλλαξης (*mutation rate*). Για παράδειγμα, έστω ότι ένας individual αναπαρίσταται με το διάνυσμα πέντε διαστάσεων $(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$,

τότε ο individual που θα προκύψει με μετάλλαξη στη δεύτερη και στην τέταρτη διάσταση είναι $o(a_1, b_1^*, c_1, d_1^*, e_1)$. Διαισθητικά μπορούμε να πούμε ότι η μετάλλαξη εξυπηρετεί την εισαγωγή νέων πιθανών λύσεων, διαφορετικών από τις υπάρχουσες, στον ήδη υπάρχοντα πληθυσμό.

Συνοψίζοντας μπορούμε να πούμε ότι ένας Γ.Α. για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα πρέπει να αποτελείται από τα παρακάτω πέντε συστατικά:

1. Μια γενετική αναπαράσταση των πιθανών λύσεων του προβλήματος.
2. Έναν τρόπο δημιουργίας ενός αρχικού πληθυσμού από πιθανές λύσεις (αρχικοποίηση).
3. Μια αντικειμενική συνάρτηση αξιολόγησης των μελών του πληθυσμού, που παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος.
4. Γενετικούς τελεστές για τη δημιουργία νέων μελών (λύσεων).
5. Τιμές για τις διάφορες παραμέτρους που χρησιμοποιεί ο Γ.Α. (μέγεθος πληθυσμού, πιθανότητες εφαρμογής των γενετικών τελεστών, κ.τ.λ.).

4. ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

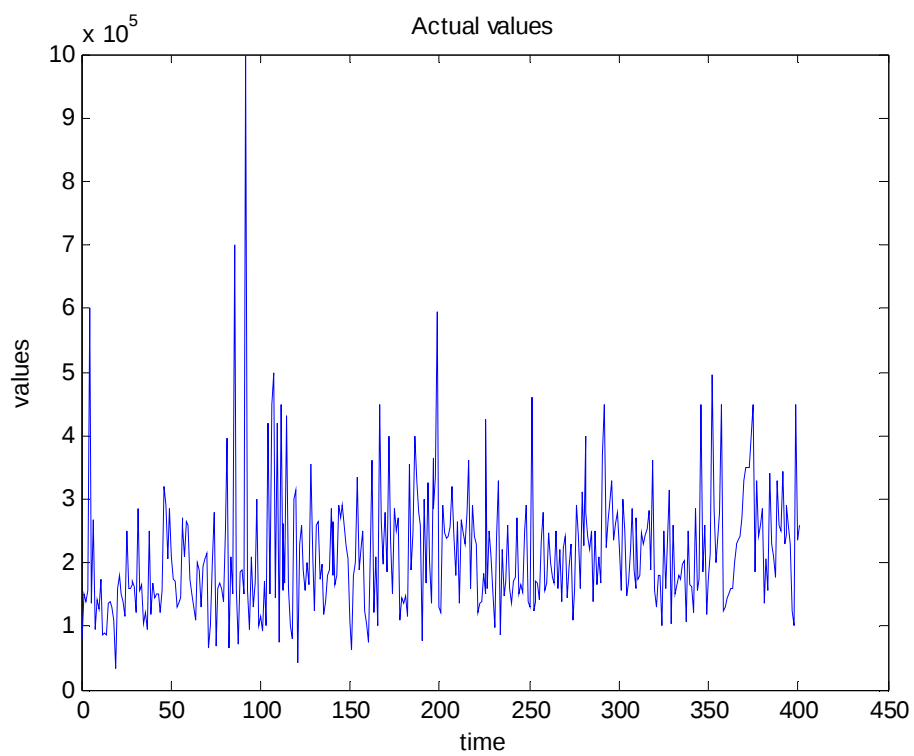
Τα προηγούμενα χρόνια έχουν γίνει πολλές μελέτες πάνω στο θέμα της πρόβλεψης της αξίας των ακινήτων, χρησιμοποιώντας διάφορα μοντέλα καθώς και παράγοντες που την επηρεάζουν. Στη δική μας περίπτωση χρησιμοποιούμε ένα νευρωνικό μοντέλο του Matlab που με τη βοήθεια γενετικού αλγορίθμου υπολογίζει την αναμενόμενη τιμή της αξίας ενός ακινήτου λαμβάνοντας υπ' όψιν ορισμένα πρακτικά χαρακτηριστικά του προς αξιολόγηση ακινήτου.

Η έρευνα πραγματοποιήθηκε στο Νομό Χανίων, όπου καταγράφηκαν τα χαρακτηριστικά 400 διαμερισμάτων και μονοκατοικιών με δεδομένα από έγκυρα μεσιτικά γραφεία των Χανίων. Τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου. Τα χαρακτηριστικά που επιλέξαμε σαν κριτήρια για το σκοπό αυτό είναι τα εξής:

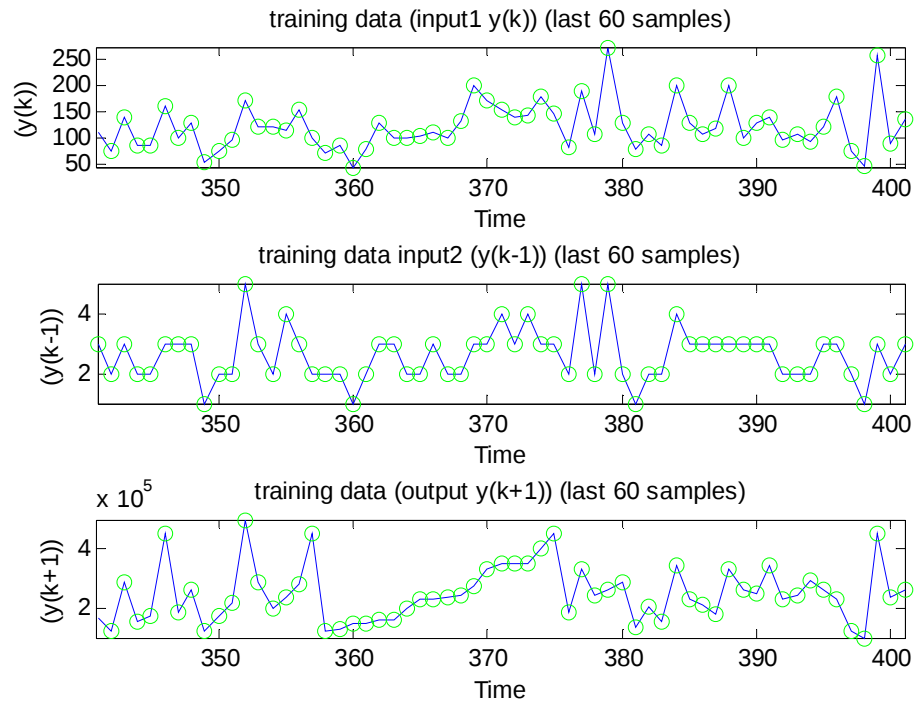
- Τύπος (διαμέρισμα, μονοκατοικία)
- Έκταση κτιρίου (τ.μ.)
- Έκταση οικοπέδου (τ.μ.)
- Αριθμός υπνοδωματίων
- Αριθμός μπάνιων
- Όροφος
- Μπαλκόνι (ναι/οχι)
- Περιοχή
- Κεντρική θέρμανση (ναι/οχι)
- Αυτόνομη θέρμανση (ναι/οχι)
- Παλαιότητα
- Γκαράζ (ναι/οχι)
- Αποθήκη (ναι/οχι)
- Ηλιακός θερμοσίφωνας (ναι/οχι)
- Κλιματισμός (ναι/οχι)
- Τζάκι (ναι/οχι)
- Πισίνα (ναι/οχι)

4.2 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

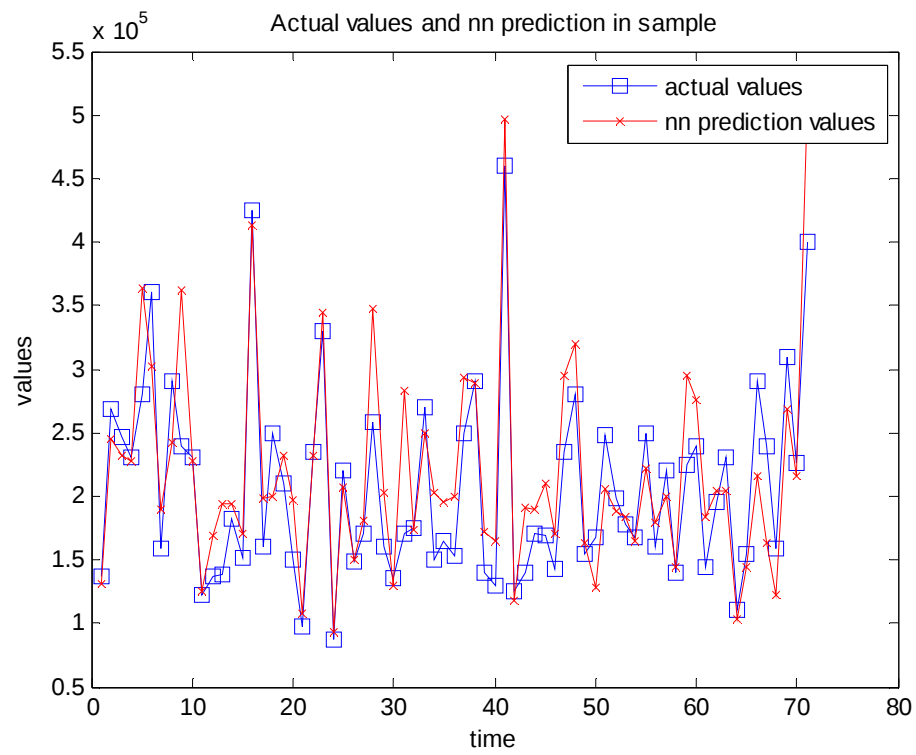
Με το πέρας της λειτουργίας του προγράμματος, παρουσιάστηκαν τα παρακάτω γραφήματα και σφάλματα:



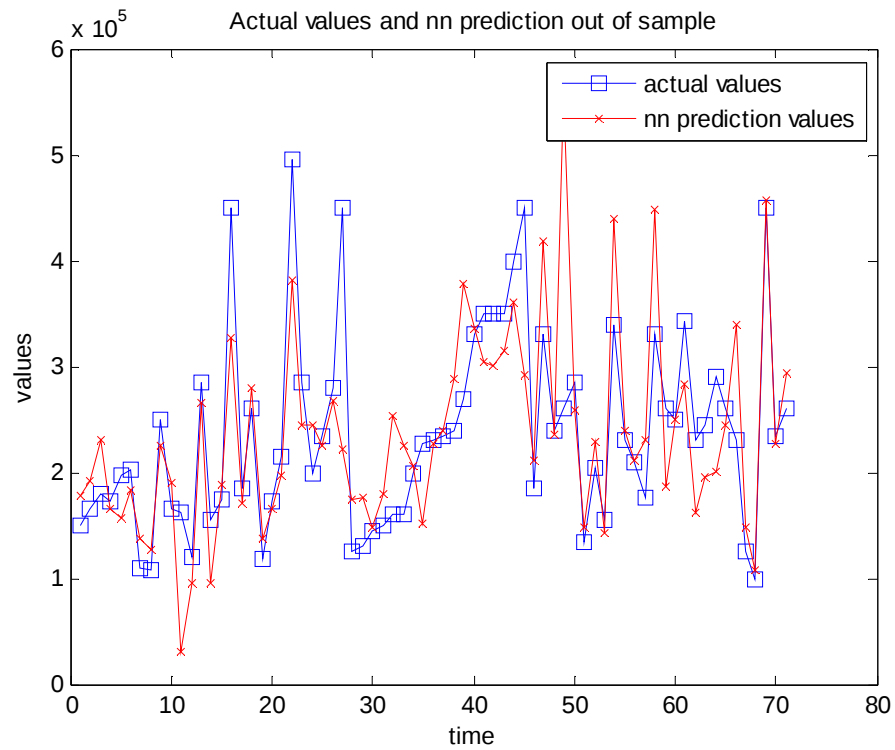
4.2.1: Πραγματικές τιμές των ακινήτων



4.2.2: Συναρτήσεις εισόδου



Σχήμα 4.2.3: Απεικόνιση μέρους των πραγματικών τιμών σε σύγκριση με τις τιμές πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου (*in-sample*)



Σχήμα 4.2.4: Απεικόνιση μέρους των πραγματικών τιμών σε σύγκριση 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

	<i>In-sample (e+004)</i>	<i>Out of-sample (e+004)</i>
RMSE	5.0671	6.4683
MAE	3.7633	4.4402
MAPE	20.1552	18.5875
MSE	2.5676	4.1839

Πίνακας 4.1: Τύποι σφαλμάτων και οι αντίστοιχες τιμές τους (*in-sample* και *out of-sample*)

<i>In-sample error</i>	<i>Out of-sample error</i>
1.0e+009*	1.0e+009*
0.000050	0.000064
0.000037	0.000044
0.00000002	0.000000018
2.567552	4.1839

Πίνακας 4.2: Συνολικό σφάλμα (*in-sample* και *out of-sample*)

4.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Από τα αποτελέσματα που προέκυψαν μετά την ολοκλήρωση του προγράμματος φαίνεται ότι οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου είναι αρκετά κοντά στις πραγματικές τιμές των υπό εξέταση ακινήτων.

Όσον αφορά τα σφάλματα, μας ενδιαφέρει να πετύχουμε τη μικρότερη δυνατή τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), λόγω του ότι συνήθως για να προσδιορίσουμε την ακρίβεια χρησιμοποιούμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE).

Τελικά, όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα, η απόδοση του προγράμματος είναι αρκετά καλή και οι προβλέψεις του μοντέλου παρουσιάζουν ακρίβεια. Η καλή απόδοση του μοντέλου επιβεβαιώνει την πεποίθηση πως τα νευρωνικά δίκτυα, όπως επίσης και οι συνδυασμός τους με γενετικούς αλγορίθμους, είναι από τα πλέον κατάλληλα εργαλεία στο χώρο των προβλέψεων.

5. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Πάνος Αργυράκης, Νευρωνικά δίκτυα και εφαρμογές

Ευστράτιος Γεωργακόπουλος, Σπυρίδων Λυκοθανάσης, Εισαγωγή στους γενετικούς αλγόριθμους

R. Kelley Pace , Ronald Barry , Otis W. Gilley , C.F. Sirmans, A method for spatial–temporal forecasting with an application to real estate prices, *International Journal of Forecasting* 16 (2000)

Panayiotis A. Panayiotou, Constantinos Pattichis, David Jenkins and Frances Plimmer, A Modular Artificial Neural Network Valuation System, 10th Mediterranean Electrotechnical Conference, MELeCon 2000, Vol. II

O. M. Lewis, J. A. Ware 1 and D. Jenkins, A Novel Neural Network Technique for the Valuation of Residential Property, *Neural Comput & Applic* (1997)

Jian Guan, Jozef Zurada, Alan S. Levitan, An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based Approach to Real Estate Property Assessment, *Journal of Real Estate Research (JRES)*

L.F. Autran Monteiro Gomes/ An application of the TODIM method to the multicriteria rental evaluation of residential properties/ L.A. Duncan Rangel / *European Journal of Operational Research* (2007)

Conall Boyle/ An Expert System for Valuation of Residential Properties/ *Journal of Valuation* (1984)

Elaine Worzala, Ana Silva, Margarita Lenk/ An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation/ THE JOURNAL OF REAL ESTATE RESEARCH (1995)

Peter Rossini/ Application of neural Networks to the Valuation of Residential Property/ Third Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference (1997)

Allan Din, Martin Hoesli, Andre Bender/ Environmental Variables and Real Estate Prices/ *Urban Studies* (2001)

Bonissone, P.P.; Cheetham, W/ Fuzzy Case-Based Reasoning for Residential Property Valuation/ *Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Volume 1* (1997)

Dariusz Krol, Tadeusz Lasota, Wojciech Nalepa, and Bogdan Trawinski / Fuzzy System Model to Assist with Real Estate Appraisals/ New Trends in Applied Artificial Intelligence (2007)

Visit Limsombunchai, Christopher Gan and Minsoo Lee / House Price Prediction: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network / American Journal of Applied Sciences 1 (2004)

Mike Blow/ House Price Prediction using a Multilayer Perceptron / EASy MSc (2004)

C. Andersson, C. Kelley, B. Simpson/ neural networks in real estate valuation/ Technologies for Data Mining and Personalization (2002)

Stanley McGreal, Alastair Adair, Dylan McBurney, David Patterson/ Neural Networks: The Prediction of Residential Values/ Journal of Property Valuation and Investment (1998)

Paul Kershaw, Peter Rossini/ Using Neural Networks to Estimate Constant Quality House Price Indices/ Fifth Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference (1999)

Craig Watkins, property valuation and the structure of urban housing markets / Journal of Property, Investment and Finance (1999)

Charles A. Calhoun/ Property Valuation Models and House Price Indexes for the Provinces of Thailand: 1992–2000 / Housing Finance International

Marc Francke, Gerjan Vos / the hierarchical trend model for property valuation and local price indices / Journal of real estate finance and economics (2004)

William J. McCluskey, William G. Deddis, Ian G. Lamont, Richard A. Borst / The application of surface generated interpolation models for the prediction of residential property values / Journal of property investment and finance (2000)

Alastair Adair, Jim Berry Stanley McGreal / Valuation of residential property: analysis of participant behaviour / Journal of property valuation and investment (1996)

Dodgson, J. S. and Topham N. /'Valuing residential properties with the hedonic method: A comparison with the results of professional valuations'/ Housing Studies (1990)