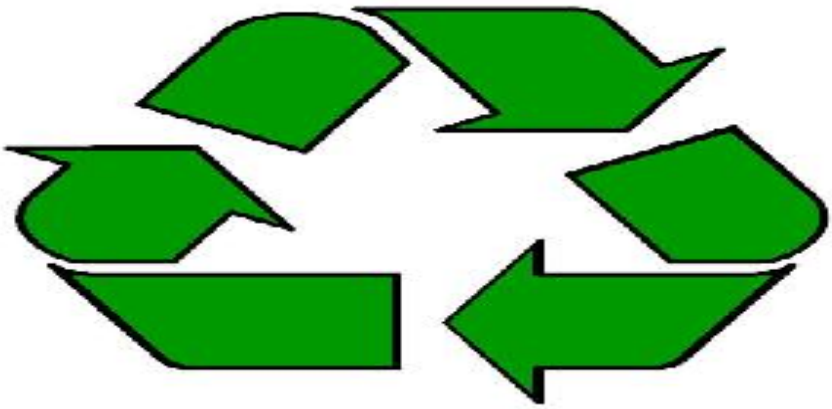
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΟΡΓΑΝΩΣΗ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ ΜΕ ΘΕΜΑ:

'' Πρόβλεψη Ανακύκλωσης Απορριμμάτων με τη χρήση Εύκαμπτης Πληροφορικής ''



ΤΖΩΡΤΖΑΚΗΣ Σ. ΑΝΤΩΝΙΟΣ

Διπλωματούχος Μηχανικός Παραγωγής και Διοίκησης Πολυτεχνείου Κρήτης

Επιβλέπων Καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος

ΧΑΝΙΑ, ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2012

Αφιερώνεται

στον Ειδύρο, στην Κατερίνα, στην Ελένη και

στον μικρό Ειδυράκο...

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Όταν φτάνεις σε έναν προορισμό δεν πρέπει να λησμονείς από πού ξεκίνησες και ποιοί ήταν αρωγοί στην προσπάθεια να επιτύχεις τον τελικό στόχο.

Με την ευκαιρία της ολοκλήρωσης της Μεταπτυχιακής Διατριβής ''Πρόβλεψη Ανακύκλωσης Απορριμμάτων με τη χρήση Εύκαμπτης Πληροφορικής'' στα πλαίσια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών, τομέας Οργάνωση και Διοίκηση, του Πολυτεχνείου Κρήτης θα ήθελα να εκφράσω θερμές ευχαριστίες:

Στον κύριο Κωνσταντουδάκη Χρήστο, δάσκαλο μου στο δημοτικό, για την πολύτιμη βοήθειά του στο ξεκίνημα αυτής της διαδρομής.

Στους καθηγητές του 7ου Γυμνασίου Χανίων (1995-1998) και του 4ου Ενιαίου Λυκείου Χανίων (1998-2001), καθώς και στους καθηγητές του φροντιστηρίου ΠΡΟΟΠΤΙΚΗ.

Στους καθηγητές του Πολυτεχνείου Κρήτης (2001 έως σήμερα) και ειδικότερα στον κύριο Ατσαλάκη Γεώργιο για τις συμβουλές και την αμέριστη βοήθεια του τόσο σε προπτυχιακό όσο και σε μεταπτυχιακό επίπεδο.

Στους σημαντικότερους ανθρώπους της ζωής μου, την ΟΙΚΟΓΕΝΕΙΑ μου. Στον πατέρα μου Σπύρο, στην μητέρα μου Κατερίνα και στην σύζυγο μου Ελένη για την ανυπολόγιστη ηθική και υλική υποστήριξη τόσων χρόνων, για την συμμετοχή στις χαρές, αλλά, πολύ περισσότερο, για την αληθινή συμπαράσταση και στήριξη στις δύσκολες στιγμές. Βεβαίως, στον γιο μου, τον μικρό Σπυράκο, για την τεράστια χαρά και δύναμη που μου έδωσε με τον ερχομό του στο τέλος αυτής της πορείας.

Ευχαριστώ από τα βάθη της ψυχής μου.

Τζωρτζάκης Σ. Αντώνης
Μηχανικός Παραγωγής και Διοίκησης, MSc

Χανιά, Οκτώβριος 2012

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....6

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΠΟΡΡΙΜΜΑΤΑ - ΕΝΑ ΠΑΓΚΟΣΜΙΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΟ ΖΗΤΗΜΑ.....14

1.1 Το πρόβλημα των απορριμμάτων

1.2 Το περιβαλλοντικό ζήτημα των απορριμμάτων

1.3 Παράγοντες που συμβάλλουν στο ζήτημα των απορριμμάτων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΥΚΑΜΠΤΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ.....26

2.1 Τεχνητή Νοημοσύνη

2.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι

2.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

2.4 Το Προσαρμοστικό Νευροασαφές Σύστημα Συμπερασμού – ANFIS

2.5 Μοντέλο AR

2.6 Μοντέλο ARMA

2.7 Τύποι Σφαλμάτων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΝΑΚΥΚΛΩΣΗ ΑΠΟΡΡΙΜΜΑΤΩΝ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ ΚΑΙ ΣΤΟΝ ΚΟΣΜΟ – ΓΕΝΙΚΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ ΑΠΟ ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....79

3.1 Η Ανακύκλωση στη Χώρα μας και ανά τον Κόσμο

3.2 Λιγότερα απορρίμματα, περισσότερες δουλειές

3.3 Ανακύκλωση ηλεκτρικών συσκευών: δεν πέτυχε τους στόχους η Ιαπωνία

3.4 Κίνα: πέτυχε «ανακύκλωση» πυρηνικών καυσίμων

3.5 Παραγωγή βιοαερίου από ανακύκλωση αποβλήτων μπύρας

3.6 Προγενέστερη Έρευνα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΝΑΚΥΚΛΩΣΗΣ ΑΠΟΡΡΙΜΜΑΤΩΝ.....90

4.1 Μοντέλα Πρόβλεψης στη Matlab

4.2 Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....104

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός της παρούσας μεταπτυχιακής διατριβής, είναι η μελέτη της πρόβλεψης ανακύκλωσης απορριμμάτων με τη χρήση εύκαμπτης πληροφορικής (Νευρωνικά Δίκτυα και νεύρο ασαφή συστήματα) και η πρακτική εφαρμογή σε αριθμητικά δεδομένα που προέρχονται από το Εργοστάσιο Μηχανικής Ανακύκλωσης και Κομποστοποίησης της ΔΕΔΙΣΑ Α.Ε. στα Χανιά.

Ανακύκλωση ονομάζουμε την επανεισαγωγή στην παραγωγική διαδικασία υλικών που θεωρούνται απορρίμματα. Είναι δηλαδή η επανεπεξεργασία ήδη επεξεργασμένων υλικών, αυτών που θεωρούμε «άχρηστα-σκουπίδια», σε μορφή νέων προϊόντων. Υλικά όπως οι πρώτες ύλες από Γυαλί – Πλαστικό – Χαρτί – Μέταλλα – Μπαταρίες, τα οποία μπορούν να επαναχρησιμοποιηθούν, στην παραγωγική διαδικασία. Αυτή η διαδικασία αποτελεί σημαντική διέξοδο σε προβλήματα που έχουν ανακύψει από την συσσώρευση όλων αυτών των απορριμμάτων μειώνοντας θεαματικά την κατανάλωση πρώτων υλών, την εξοικονόμηση της ενέργειας του πλανήτη μας, αλλά και τη μείωση της ρύπανσής του.

Αυτούσια ο πλανήτης μας είναι ένας ζωντανός και υγιής οργανισμός που φιλοξενεί αμέτρητα είδη μικρότερων οργανισμών, ένας εκ των οποίων είναι και ο άνθρωπος. Σαν φιλοξενούμενο είδος όμως και με το αίσθημα του προσωπικού κέρδους που μας χαρακτηρίζει έχουμε καταντήσει να λειτουργούμε ως ο «υιός» που προσβάλλει και νοσεί τον πλανήτη. Ο άνθρωπος «κατά τη συμβατική επιστήμη» διαφέρει από τα υπόλοιπα πλάσματα του πλανήτη μας επειδή τον διακρίνει η νόηση και η ελεύθερη βούληση. Αυτό είναι λίγο οξύμωρο, διότι το αποτέλεσμα της χρήσης της νόησης είναι τέτοιο που δημιουργεί προβλήματα στην πορεία της εξέλιξης της ανθρωπότητας, αντί να την διευκολύνει.

Η ίδια η φύση, ως *μηχανισμός ανακύκλωσης*, έχει να μας μάθει πολλά πράγματα ας την αφουγκραστούμε. Παρατηρώντας τη ζωή στον πλανήτη, στη φυσική του δραστηριότητα, προκύπτει ότι η διατήρηση της ζωής πάνω σε αυτόν είναι ένα προϊόν ανακύκλωσης. Το νερό που πίνουμε ανακυκλώνεται, μέσα από την εξάτμιση και τη βροχή επιστρέφοντας σε εμάς. Το ζωικό και φυτικό Βασίλειο δανείζεται το σώμα εκδήλωσής του από το ορυκτό Βασίλειο και με το τέλος του κύκλου ζωής του, κάθε πλάσμα, επιστρέφει στη φύση το υλικό που δανείστηκε. Στη συνέχεια μια νέα μορφή ζωής δανείζεται τα ίδια υλικά για να εκδηλωθεί. Η ζωή συνεχίζεται σε κύκλους εκδήλωσης και απόσυρσης αρμονικά δεμένους και έτσι η εξέλιξη γίνεται εφικτή και συνεχιζόμενη.

Το μεγάλο πρόβλημα που δημιουργείται τα τελευταία χρόνια, είναι ο όγκος τον προϊόντων που διοχετεύονται στην αγορά και η αλόγιστη χρήση τους. Αυτό

έχει σαν αποτέλεσμα την υπέρ άντληση πρώτων υλών από τη μια και την υπέρ-χρήση καυσίμων των εργοστασίων παραγωγής από την άλλη, με τα γνωστά αποτελέσματα της υπερθέρμανσης του πλανήτη, της ρύπανσης και της καταστροφής ισορροπιών κρίσιμων για τη ζωή του κύκλου της αλυσίδας της. Ο κύριος παράγοντας που διαταράσσει το σύστημα που ζούμε είμαστε *εμείς* και συγκεκριμένα η πεποίθησή μας ότι είμαστε πάνω από όλα και πως όλα ελέγχονται από εμάς. Αντιλήψεις πως η ζωή είναι εφήμερη και πως εμείς είμαστε το κέντρο του κόσμου μας οδηγούν στην αδιαφορία για οτιδήποτε συμβαίνει γύρω μας. Δεν αντιλαμβανόμαστε πως όλα τα προβλήματα προέρχονται από την έλλειψη συνειδητοποίησης ότι, όλα σε αυτό το σύστημα που ζούμε είναι *Ένα*. Σαν *Ένα* τα πάντα διέπονται από μια αλληλεξάρτηση και αρμονία. Αν κάτι διαταραχθεί τότε το σύστημα αρχίζει να νοσεί.

Η Ανθρώπινη Συμπεριφορά

Οι σκοπιμότητες και ο σχεδιασμός που έχει υποστεί η ανθρωπότητα οδήγησε στη δημιουργία μεγάλων πόλεων. Έτσι ο άνθρωπος μπορεί να περιοριστεί, να χειραγωγηθεί και να προσφέρει στο «σύστημα» τα μέγιστα ζητώντας τα ελάχιστα. Οι υπερκαταναλωτικοί ρυθμοί της ανθρωπότητας απομυζούν με γοργούς ρυθμούς τον οργανισμό του πλανήτη οδηγώντας τον σε ανισορροπία και οριστική διάλυση. Είναι αναγκαία η αλλαγή στάσης απέναντι στην ίδια την καθημερινότητά μας και στην αντίληψη που έχουμε για την ζωή. Μέσα στην ασφυκτική κοινωνία μιας πόλης ο άνθρωπος μπορεί εύκολα να υποβληθεί στο φόβο, την ανασφάλεια και την αυτοκαταστροφή. Ανεργία – απομόνωση - φόβος – μοναξιά – ταχείς ρυθμούς ζωής κτλ. Περιορίζεται στα όρια ενός διαμερίσματος και βομβαρδίζεται από πλαστές ανάγκες, μέσω της τηλεόρασης. Παράλληλα οδηγείται σε μοντέλα συμπεριφοράς μέσα από ποικίλες εκπομπές που διαμορφώνουν τις επιθυμίες και τις ανάγκες του. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, οι άνθρωποι της πόλης, να χάνουν την επαφή τους με το φυσικό περιβάλλον και όταν βρεθούν σε αυτό μεταφέρουν την υποτιθέμενη πολυτέλεια της πόλης μετατρέποντας τη φύση σε ένα άναρχο-θορυβώδες γεμάτο απορρίμματα περιβάλλον.

Όλα αυτά μας οδηγούν σε μια χαμηλή ποιότητα ζωής, χάνοντας τις πραγματικές αξίες και στερώντας από τους εαυτούς μας και τα παιδιά μας τα όνειρα και την επιδίωξη μιας καλύτερης ανθρωπότητας και ενός υγιούς πλανήτη που πρέπει να τον παραδώσουμε καλύτερο από ότι τον παραλάβαμε.

Εικόνα 1: *Η φύση δεν παράγει απορρίμματα*

Ας ξεκινήσουμε από τα βασικά. Η φύση δεν παράγει απορρίμματα. Στα φυσικά οικοσυστήματα αυτό που θεωρείται απόβλητο από ένα οργανισμό, αποτελεί χρήσιμη πρώτη ύλη για κάποιον άλλο και έτσι, τίποτα δεν χάνεται και συνεχίζεται αρμονικά ο αέναος κύκλος της ζωής.

Αν η φύση δεν έκανε ανακύκλωση και παρήγαγε σκουπίδια όπως παράγει ο άνθρωπος, δε θα υπήρχε σήμερα ζωή στον πλανήτη. Όλα ξεκινούν από το μυαλό μας. Εάν καταλάβουμε ότι τα σκουπίδια δεν είναι άχρηστα υλικά, αλλά χρήσιμες πρώτες ύλες για τις κατάλληλες βιομηχανίες, τότε θα συνειδητοποιήσουμε πόσο λάθος είναι η κατάληξη αυτών των υλικών στις χωματερές, με τεράστιο περιβαλλοντικό αλλά και οικονομικό κόστος.

Αν όλοι οι κάτοικοι της Ελλάδας ανακυκλώναμε τα αλουμινένια κουτάκια που αγοράζουμε (κουτάκια αναψυκτικών, μπύρας, κλπ.) οι ελληνικές εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα θα μειώνονταν κατά 250 χιλιάδες τόνους ετησίως; Ή ότι αν ανακυκλώναμε όλα τα υλικά συσκευασίας και χάρτου θα αποφεύγονταν η έκλυση 3,84 εκατομμυρίων τόνων διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα; Κάθε προϊόν που αγοράζουμε παράγεται με τη χρήση ενέργειας και κάθε επιπλέον κιλοβατώρα επιβαρύνει την ατμόσφαιρα με ένα κιλό διοξειδίου του άνθρακα. Η παραγωγή προϊόντων από ανακυκλωμένο υλικό απαιτεί λιγότερη ενέργεια από ότι η παραγωγή τους από πρώτες ύλες. Συνεπώς, ένα από τα πολλαπλά οφέλη της ανακύκλωσης είναι ότι εξοικονομεί ενέργεια. Η ενέργεια που μπορεί να εξοικονομηθεί με την ανακύκλωση των υλικών συσκευασίας και χάρτου αντιστοιχεί στην ενέργεια που καταναλώνει η πόλη της Αθήνας σε τέσσερις μήνες. Για κάθε τόνο απορριμμάτων που αποτρέπουμε από τις χωματερές και ανακυκλώνεται ή κομποστοποιείται, αποφεύγεται η έκλυση 260 - 470 κιλών ισοδύναμου διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα.

Προσοχή στην παραπλανητική σήμανση

Τα παρακάτω δύο σήματα αν και μοιάζουν μεταξύ τους, διαφέρουν πολύ στην ουσία τους. Το πρώτο αφορά προϊόντα που προέρχονται από ανακυκλωμένη πρώτη ύλη, ενώ το δεύτερο διατείνεται απλώς πως το προϊόν είναι «ανακυκλώσιμο», πράγμα που σημαίνει πως το προϊόν αυτό χρησιμοποιεί παρθένες πρώτες ύλες και η μελλοντική ανακύκλωσή του επαφίεται στην καλή βούληση του καταναλωτή.

Εικόνα 2: *Δύο παρόμοια, αλλά διαφορετικής σημασίας σήματα*

Αλόγιστη Κατανάλωση και Αποχή από την Ανακύκλωση

Η υπεράντληση των πρώτων υλών του πλανήτη, έχει σαν τραγικό αποτέλεσμα την αποψίλωση των δασών -των πνευμόνων μας- για την παραγωγή χαρτιού, την υπεράντληση πετρελαίου για την παραγωγή πλαστικών, την εξόρυξη μετάλλων και την εξόρυξη πυριτίου για την παραγωγή γυαλιού. Και σε συνέχεια την ρύπανση του πλανήτη τόσο του εδάφους όσο και των ποταμών-λιμνών και του ζωογόνου αέρα, την επιδείνωση του φαινομένου του θερμοκηπίου και τέλος όλα τα προβλήματα που προκύπτουν από τους χώρους υγειονομικής ταφής.
Όλα τα απορρίμματα διοχετεύονται σε συγκεκριμένους χώρους που ονομάζονται, χώροι υγειονομικής ταφής, (ΧΥΤΑ). Αυτοί οι χώροι βρίσκονται κοντά στις κατοικημένες περιοχές, έτσι ώστε να περιορίζεται το κόστος μεταφοράς τους. Μόνο από αυτούς τους χώρους τα προβλήματα που ανακύπτουν είναι πολλά και σοβαρά όπως:

α) Ρύπανση του χερσαίου και υδάτινου περιβάλλοντος.
β) Σημαντικές εκπομπές μεθανίου στο περιβάλλον το οποίο είναι το 2ο υπεύθυνο αέριο για το φαινόμενο του θερμοκηπίου.

γ) Αύξηση κινδύνων εκρήξεων λόγω της εκπομπής μεθανίου στην ατμόσφαιρα.
δ) Δυσοσμία αφόρητη που απαγορεύει στους γύρω κατοίκους όχι μόνο να αναπνεύσουν αλλά και να ζήσουν στο σπίτι τους.

Σαν είδος είμαστε κοινωνικοί και ομαδικοί. Συνεπάγεται ότι θα έπρεπε να βλέπουμε μπροστά μας με πνεύμα ομαδικό και συλλογικό βγαίνοντας από την απομόνωση και τη μονολιθική σκέψη που μας επιβάλλον. Γύρω μας γίνονται κάποιες προσπάθειες από νομαρχιακούς φορείς για την υλοποίηση και αποπεράτωση της ιδέας της ανακύκλωσης.

Όμως, καμιά πολιτική ή πρόγραμμα ανακύκλωσης δεν μπορεί να πετύχει αν δεν ευαισθητοποιηθεί ο ίδιος ο άνθρωπος. Είναι απαραίτητο να συνειδητοποιήσουμε την αναγκαιότητα για αρμονική συμβίωση με το περιβάλλον και τη βελτίωση της ποιότητας της ζωής. Δεν θα πρέπει να στεκόμαστε ως παθητικοί αποδέκτες αποφάσεων αλλά υπεύθυνα και ενεργά να εφαρμόζουμε ορισμένους κανόνες σαν γενικές αρχές για τις αγορές μας, απλά αλλάζοντας τις μέχρι τώρα συνήθειές μας ορίζοντας νέους κανόνες για τις αγορές μας:

- Να προτιμούμε και να προτείνουμε συσκευές που να μπορούν να επιστραφούν ή να επαναχρησιμοποιηθούν.
- Όσες συσκευές δεν μπορούν να επιστραφούν ή να επαναχρησιμοποιηθούν τουλάχιστον να ανακυκλώνονται.
- Να αποφεύγουμε προϊόντα με υπερβολική συσκευασία.
- Να χρησιμοποιούμε τη δική μας πάνινη τσάντα ή ότι άλλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τις αγορές μας αντί των πλαστικών.
- Να προτιμούμε απορρυπαντικά σε συμπυκνωμένη μορφή γιατί έχουν λιγότερη συσκευασία και να προτιμούμε εκείνα που χρησιμοποιούν ανακυκλωμένα προϊόντα συσκευασίας, ή που η συσκευασία τους να προέρχεται από υλικά ανακύκλωσης.
- Να αποφεύγουμε τη χρήση πλαστικών μιας χρήσης όπως πλαστικά ποτηράκια, πιατάκια, πλαστικές ξυριστικές μιας χρήσης κ.ά.
- Να αποφεύγουμε προϊόντα που τα συστατικά τους προκαλούν αρνητικές επιπτώσεις στο περιβάλλον και την υγεία.
- Να προτιμούμε μπαταρίες που δεν περιέχουν κάδμιο ή υδράργυρο.
- Να προτιμούμε λαμπτήρες μεγάλης διάρκειας ζωής και χαμηλών ενεργειακών αναγκών.
- Να συμμετέχουμε ενεργά στα προγράμματα ανακύκλωσης της περιοχής μας και να πιέζουμε τους Δήμους και τους αρμόδιους φορείς για αυτά τα προγράμματα.

Η επιτυχία της ανακύκλωσης δημιουργεί και μια σειρά από θετικά αποτελέσματα όπως: τη μείωση του όγκου των απορριμμάτων, μείωση της ρύπανσης της ατμόσφαιρας, των υπόγειων υδάτων αλλά και του εδάφους,

εξοικονομείται ενέργεια και δεν εξαντλούμε τους φυσικούς πόρους του πλανήτη, επιτυγχάνεται σταδιακή πτώση στις τιμές των προϊόντων, αλλά το σπουδαιότερο αποκτούμε όλοι σιγά-σιγά μια διαφορετική αντίληψη για τις φυσικές αξίες του πλανήτη, αποκτούμε σεβασμό σε αυτό που η φύση μας δωρίζει, γινόμαστε πιο υγιείς στη σκέψη και στη δράση δομώντας ένα καλύτερο μέλλον και ένα καθαρότερο παρελθόν. Ας μην ξεχνάμε όμως το βασικότερο. Ότι δηλαδή η ανακύκλωση είναι μια καλή δεύτερη λύση. Η καλύτερη πρώτη είναι αυτή του να μην δημιουργούμε απορρίμματα. Στόχος μας πρέπει να είναι η συνειδητή συμμετοχή μέσα από την καρδιά μας κατανοώντας το σαν αναγκαιότητα και όχι σαν εξαναγκασμό προς έναν τρόπο ζωής ισορροπίας και αποκατάστασης της φύσης, εναρμόνισης της καθημερινότητας με βαθύ αίσθημα συλλογικότητας. Να αποκατασταθεί η «οικονομία» με την ευρύτερη έννοιά της και όχι μόνο χρηματική, να κατανοήσουμε ότι δεν ήμαστε μόνοι και η σχέση αλληλεξάρτησης είναι ζωντανή και παρούσα.

Τι γίνεται στο εξωτερικό, αλλά και εν δυνάμει στην Ελλάδα

Σήμερα η Ελλάδα κατέχει την τελευταία θέση στην ευρωπαϊκή ένωση ως προς την ανακύκλωση. Ένας λόγος είναι ότι δεν υπάρχουν για τους πολίτες και τις εταιρίες κίνητρα να συμμετέχουν σε προγράμματα ανακύκλωσης. Στα περισσότερα κράτη το πέταμα γενικά σκουπιδιών είναι πολύ ακριβό και οι πολίτες προτιμούν να τα χωρίσουν και να τα πετάξουν στους συγκεκριμένους κάδους. Υπάρχει μεγάλη δυνατότητα ανακύκλωσης προϊόντων που θα δημιουργούσαν μια νέα αντίληψη στην αντιμετώπιση των απορριμμάτων πέρα από τα πλαστικά, τα κουτιά των αναψυκτικών και άλλων μεταλλικών συσκευασιών ή το χαρτί κάτι που είναι ήδη διαδεδομένο όπως: οι ανακύκλωση των οικιακών ηλεκτρικών συσκευών (ψυγεία, πλυντήρια, κλιματιστικά, φωτιστικά κ.λπ.), ο εξοπλισμός Η/Υ, μπαταριών, των αυτοκινήτων ακόμη και των ελαστικών.

Στη Γερμανία μετά το 2005 δεν γίνονται δεκτά ως απορρίμματα υλικά όπως χαρτί, γυαλί, ύφασμα, ξύλο, πλαστικό, μέταλλα κτλ. Από την ανακύκλωση αυτών των υλικών προμηθεύονται (σε μορφή μπαζών) πρώτη ύλη για την κατασκευή δημόσιων κτιρίων, αεροδρομίων, δρόμων, φραγμάτων, δίκτυα ύδρευσης – αποχέτευσης. Στη Αυστραλία οι σωλήνες αποχέτευσης και όμβριων υδάτων κατασκευάζονται από οπλισμένο σκυρόδεμα με ανακυκλώσιμα υλικά. Το τσιμέντο περιέχει μεγάλο ποσοστό ιπτάμενης τέφρας. Αυτή δημιουργείτε στους λιγνιτικούς σταθμούς παραγωγής ρεύματος και αντί να διαρρέει στο περιβάλλον εγκλωβίζεται και χρησιμοποιείται. Ο χάλυβας επίσης είναι από ανακύκλωση (ονομάζεται scrap) και είναι προϊόν υψηλής ποιότητας και αντοχής.

Επίσης από τα υπολείμματα τροφίμων, τα βιοδιασπάσιμα απόβλητα, μπορούμε

να έχουμε δημιουργία κομπόστ ως βιολίπασμα και μάλιστα καλύτερης ποιότητας των χημικών. Αυτή είναι μια εύκολη διαδικασία που μπορεί να γίνει στη βεράντα ή στον κήπο του σπιτιού, χρησιμοποιώντας τον οικιακό κομποστοποιητής που είναι μικρός σε μέγεθος (θέλει περίπου 1 τετραγωνικό μέτρο), σχετικά χαμηλού κόστους, άοσμος και, το σημαντικότερο, θα μειωθεί ο όγκος των οργανικών απορριμμάτων που πετάμε στα σκουπίδια κατά 70%. Αυτό σημαίνει 300 με 400 κιλά λιγότερα σκουπίδια κάθε χρόνο για κάθε άτομο. Από την ανακύκλωση μπορούμε να έχουμε και ενεργειακή ανάκτηση. Η βιοαποικοδόμηση όπως ονομάζετε, είναι μια μορφή ενεργειακής ανάκτησης από την δημιουργία κομπόστ σε μεγάλη βέβαια κλίμακα και όχι στην περίπτωση της οικιακής περίπτωσης που προαναφέρθηκε.
Αυτή η διαδικασία μας παρέχει λίπασμα για το χώμα, πολύ υψηλής ποιότητας και η Ελλάδα έχει βραβευθεί για την ποιότητα του κομπόστ που παράγει από τη συλλογή φυκιών από της θάλασσα.
Ανάκτηση ενεργειακή μπορούμε να έχουμε και από τη θερμική ενέργεια που παράγεται από τη θερμική επεξεργασία στα εργοστάσια ανακύκλωσης μεταλλικών (ιδίως αλουμινένιων) σκευασμάτων. Η θερμική αυτή ενέργεια θα μπορούσε να ζεστάνει νερό για τη θέρμανση μιας πόλης σαν κοινωφελή παροχή.

Άλλη μια ενεργειακή αξιοποίηση θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί από την παραγωγή των βιοαερίων. Κατά την επεξεργασία των λυμάτων, δημιουργούνται εύφλεκτα αέρια που με τη σειρά τους αποτελούν μια καλή ενεργειακή πηγή. Αυτή η πηγή χρησιμοποιείται κατά κόρον σε περιοχές της Αφρικής ως πηγή καυσίμου. Υπάρχει και το ecopod ej το οποίο είναι ένα έξυπνο μηχάνημα που θα έπρεπε να υπάρχει σε κάθε σπίτι ή τουλάχιστον στα σπίτια με οικολογική συνείδηση. Με λίγα λόγια η συσκευή αυτή αποθηκεύει ανακυκλώσιμα υλικά όπως χαρτί, αλουμίνιο και γυαλί και φροντίζει να τα συμπιέζει αρκετά για μικρότερη κατανάλωση χώρου και προετοιμασία για αποστολή στη ανάλογη εταιρεία. Ας σημειώσουμε πως τα κέρδη από τα έργα ανακύκλωσης μεγάλων εταιριών φέρνει την Ευρώπη στην τέταρτη θέση μετά τη βιομηχανία όπλων , πετρελαίου και φαρμάκων. Είναι μια κερδοφόρα ενασχόληση που μπορεί παράλληλα να δώσει μια ελπίδα ζωής και περαιτέρω οράματος και εξέλιξης.

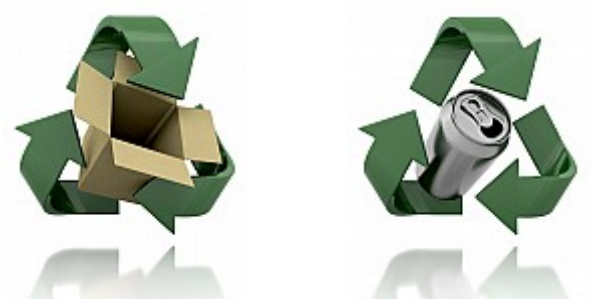
Ο Ρόλος της Ανακύκλωσης στη Διαχείριση των Απορριμμάτων

Η συνεχής αύξηση του όγκου των απορριμμάτων, σε συνδυασμό με τη δυσχέρεια ανεύρεσης χώρων υγειονομικής ταφής, καθιστά αναγκαία την ανέρευση νέων και πιο ορθολογικών λύσεων στο πρόβλημα της διάθεσης των απορριμμάτων. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, μια από τις πλέον ορθολογικές μεθόδους διαχείρισης απορριμμάτων είναι η ανακύκλωση.

Ως ανακύκλωση μπορεί να οριστεί η διαδικασία της συστηματικής συλλογής, επεξεργασίας και επαναφοράς των υλικών από τα απορρίμματα στο φυσικό και οικονομικό κύκλο. Είναι μια σειρά ενεργειών που επιφέρουν σημαντικά οφέλη. Η ανακύκλωση, σε συνδυασμό με άλλες μεθόδους αξιοποίησης αποσκοπεί στο να μειώσει το συνολικό όγκο των απορριμμάτων προς τελική διάθεση κατά συνέπεια και το κόστος διάθεσης τους.

Ωφέλειες από την Ανακύκλωση

Η μείωση της ποσότητας των απορριμμάτων που οδηγούνται προς διάθεση, είτε για ταφή πρόκειται, είτε για καύση, συνεπάγεται και ταυτόχρονη μείωση της ρύπανσης του περιβάλλοντος, ενώ παράλληλα αυξάνει η διάρκεια ζωής των χωματερών, γεγονός ιδιαίτερα σημαντικό τα τελευταία χρόνια δεδομένης της δυσκολίας ανεύρεσης χώρων για τέτοια χρήση. Ακόμη η εφαρμογή προγραμμάτων ανακύκλωσης δίνει τη δυνατότητα να απομακρύνονται σε μεγαλύτερο ποσοστό επικίνδυνα και τοξικά υλικά από τα απορρίμματα πριν την τελική διάθεση τους.



Εικόνα 3: *Σημαντικά οφέλη προκύπτουν από την ανακύκλωση χαρτιού και αλουμινίου*

Η χρήση ανακυκλωμένων (δευτερογενών) υλικών σε αντικατάσταση πρωτογενών έχει σαν αποτέλεσμα την εξοικονόμηση πρώτων υλών και ενέργειας, αλλά και μείωση της ρύπανσης κατά την παραγωγική διαδικασία των νέων προϊόντων. Στον παρακάτω πίνακα δίνονται οι ωφέλειες που προκύπτουν αν αντικατασταθούν οι πρώτες ύλες με δευτερογενή υλικά που προέρχονται από ανακύκλωση.

	Χαρτί	**Γυαλί**	**Χαλκός**	**Αλουμίνιο**
Ενέργεια (%)	23 - 74	4 - 32	47 - 74	90 - 97
Αέρια ρύπανση (%)	73 74	6 22	85 86	95
Ρύπανση νερών (%)	35	-	76	97
Χρήση νερού (%)	58 - 60	50	40	-

Πίνακας 1: *Ωφέλειες από αντικατάσταση πρώτων υλών από υλικά ανακύκλωσης*

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΠΟΡΡΙΜΜΑΤΑ - ΕΝΑ ΠΑΓΚΟΣΜΙΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΟ ΖΗΤΗΜΑ

1.1 Το πρόβλημα των απορριμμάτων

Η διαχείριση των απορριμμάτων αποτελεί ένα παγκόσμιο περιβαλλοντικό πρόβλημα των σύγχρονων κοινωνιών. Ένα πρόβλημα που με το πέρασμα του χρόνου προκαλεί ανησυχία ολοένα και περισσότερο στις κοινωνίες κρατών, εξαιτίας των αυξανόμενων επιπτώσεων στο φυσικό αλλά και το ανθρωπογενές περιβάλλον. Πώς όμως μπορούν να οριστούν τα απορρίμματα;

Απορρίμματα

Ο ορισμός των απορριμμάτων όπως προήλθε αυθεντικά από το Ρυθμιστικό Πλαίσιο για τα Απορρίμματα της Ευρωπαϊκής Επιτροπής (Waste Framework Directive 75/442/EEC 1975, στο Williams, 2005:19) είναι «οποιαδήποτε ουσία ή αντικείμενο το οποίο ο ιδιοκτήτης απορρίπτει ή σκοπεύει να απορρίψει». Ωστόσο, υπάρχει ευρεία αμφισβήτηση ενός κοινά αποδεκτού ορισμού για τα απορρίμματα, καθώς ένα αντικείμενο που για έναν άνθρωπο είναι 'άχρηστο' και σκοπεύει να απορρίψει, ίσως αποτελεί ένα πολύτιμο αντικείμενο για κάποιον άλλο που επιθυμεί να το χρησιμοποιήσει. Η Douglas, στο κλασσικό έργο της 'Purity and Danger' (1966:9), υπεραμύνεται της άποψης πως ό,τι είναι καθαρό για κάποιον μπορεί να είναι ταυτόχρονα μη καθαρό για κάποιον άλλο, και προσδίδει μια υποκειμενικότητα στην ίδια την έννοια των απορριμμάτων. Κατά τον Williams, (op.cit.:63-64) η αναγκαιότητα ενός κοινά αποδεκτού ορισμού για τα απορρίμματα είναι μεγάλη προκειμένου να εφαρμοσθεί ένα διεθνές σχέδιο διαχείρισης: «θα πρέπει να υπάρξει ένας αυστηρός νομικός ορισμός για τα απορρίμματα που να συνάδει με το νόμο, ακριβώς επειδή τέτοιοι αυστηροί ορισμοί έχουν οικονομικές και νομικές επιπτώσεις για τις επιχειρήσεις, τις τοπικές αρχές και τις κυβερνήσεις…». Ωστόσο, σύμφωνα με τον Springer (1977:531), «το πρόβλημα του τί αποτελεί μία νομικά σημαντική επίπτωση στο περιβάλλον δεν μπορεί να λυθεί μέσω της απλής μεταχείρισης ταμπέλων».

Απορρίμματα και άνθρωπος

Η φύση δεν παράγει απορρίμματα. Ανεξάρτητα από τους διάφορους ορισμούς των απορριμμάτων που έχουν αναφερθεί κατά καιρούς, αυτά είναι κατεξοχήν δημιούργημα του ανθρώπου. Τα απόβλητα που παράγονται στη φύση από την μετατροπή της ενέργειας από μία μορφή σε μία άλλη δεν ταξινομούνται στην κατηγορία των απορριμμάτων, καθώς είναι κατάλοιπα που συμμετέχουν

ξανά στους κύκλους της ζωής. Για παράδειγμα, η τροφή και το νερό είναι στοιχεία που μετατρέπονται σε σωματικά κύτταρα με τις αντίστοιχες μετατροπές ενέργειας, ενώ τα απόβλητα (ούρα και κόπρανα) του ανθρώπινου σώματος είναι μέρος της μετατρεπόμενης αυτής ενέργειας που επιστρέφουν στη φύση εισχωρώντας εκ νέου στον κύκλο του άνθρακα, του φωσφόρου, του αζώτου.
Σύμφωνα με τον Χαλβαδάκη (2000:139), απόβλητα παράγονται σε όλες τις διεργασίες της φύσης, αφού καμία διεργασία δεν είναι αποδοτική στο 100%. Το ίδιο επομένως ισχύει και για την ανθρώπινη ζωή. Η επιβίωση της ανθρωπότητας στη γη έχει σαν αποτέλεσμα την παραγωγή αποβλήτων μάζας και ενέργειας σε διάφορες μορφές. Η φύση παρέχει μηχανισμούς για την ανακύκλωση των αποβλήτων, αρκεί οι ρυθμοί παραγωγής τους να μην υπερβαίνουν τους ρυθμούς αφομοίωσης σε ένα συγκεκριμένο φυσικό οικοσύστημα-αποδέκτη. Η τεχνολογία, οι νέες καταναλωτικές συνήθειες, η αύξηση του πληθυσμού, η εισαγωγή της 'μόδας' ως κυρίαρχη τάση στις σύγχρονες κοινωνίες έχουν οδηγήσει στη δημιουργία και τη χρήση μη βιοδιασπώμενων υλικών, τα οποία δεν μπορούν να επανέλθουν στους φυσικούς κύκλους της ζωής εφόσον η αφομοίωσή τους απαιτεί μεγάλα χρονικά διαστήματα. Αυτή η μεταβολή στη φύση των υλικών, συνδιασμένη με την κατακόρυφη αύξηση της παραγωγής, της σύντομης χρήσης και της ταχείας απόρριψής τους, έχει επιβαρύνει το φυσικό αλλά και ανθρωπογενές περιβάλλον σε έντονο βαθμό, ιδιαίτερα μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο.

Το σύστημα της αγροτικής κοινωνίας, όπως υποστηρίζει και η Φλογαΐτη (2005:45), που εν μέρει παρατηρείται ακόμη σε ορισμένα απομονωμένα ελληνικά χωριά, «παρέμενε ενσωματωμένο στο σύνολο των φυσικών φαινομένων, χωρίς να διαφοροποιούνται οι ροές ενέργειας και οι κύκλοι της ύλης. Οι πρώτες ύλες ήταν φυτικής ή ζωικής προέλευσης και επομένως βιοαποικοδομήσιμες και η κινητήρια δύναμη προερχόταν από την ανθρώπινη εργασία, την εργασία των ζώων, τις υδατοπτώσεις και την ενέργεια του ανέμου. Τα απόβλητα των παραγωγικών διαδικασιών συμμετείχαν στους κύκλους της ζωής καθότι όλα τα υλικά ήταν ενσωματωμένα στις φυσικές ροές». Είναι χαρακτηριστικό πως οι άνθρωποι στις παλαιότερες κοινωνίες αντιλαμβάνονταν το δυναμικό των παλαιών αντικειμένων με μειωμένη χρηστική αξία και τα μετέτρεπαν εκ νέου σε χρήσιμα: τα ανθρώπινα αποφάγια μετατρέπονταν σε τροφή για τα ζώα και λίπασμα, τα παλιά ρούχα σε ξεσκονόπανα και κουρελούδες, τα παλιά εργαλεία και αντικείμενα επισκευάζονταν ή χρησιμοποιούνταν για άλλο σκοπό, ενώ ήταν αδιανόητο να μην μετατρέπονται τα κόπρανα των ζώων σε κοπριά για τις καλλιέργειες.

Επανερχόμενοι στον 'ορισμό' των απορριμμάτων, το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο, ορίζοντας τα απορρίμματα μόνο με τον γενικό όρο ως «οποιαδήποτε ουσιά ή αντικείμενο που ο ιδιοκτήτης απορρίπτει ή απαιτείται να απορρίψει» οδήγησε στην διαφορετική ερμηνεία του ορισμού αυτού από τα διάφορα κράτη της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Έτσι, το 1991 (οδηγία 91/156/EEC, στο Williams, op.cit.:19) εκδόθηκε μια λίστα με περιορισμένες αλλά συγκεκριμένες κατηγορίες

απορριμμάτων. Σήμερα, η λίστα αποτελείται συνολικά από 20 κατηγορίες στις οποίες συμπεριλαμβάνονται και τα επικίνδυνα απόβλητα, μετά από τροποποίηση και Απόφαση της Ευρωπαϊκής Επιτροπής το 2000. Για να διασφαλιστεί ότι είχαν συμπεριληφθεί όλα τα είδη των απορριμάτων, προστέθηκε η φράση «οποιοδήποτε υλικό, ουσία ή προϊόν που δεν περιλαμβάνεται στις άλλες κατηγορίες», δημιουργώντας έτσι μία ακόμη κατηγορία.

Μπορούμε να διακρίνουμε μια τάση για τοποθέτηση όλων των υλικών σε 'κατηγορίες' απορριμμάτων ανάλογα με τις ιδιότητές τους, ίσως με το σκεπτικό ότι διαχωρίζοντας τα υλικά θα έρθουμε πιο κοντά και σε μία συστημική λύση του προβλήματος. Αν και η κατηγοριοποίηση των απορριμμάτων δεν μπορεί να μεταφραστεί αυτή καθαυτή ως λύση, είναι σημαντικό να ερευνήσουμε τις κατηγορίες απορριμμάτων που έχουν δημιουργηθεί ανάλογα με τη σύστασή τους, καθώς κάθε πρόβλημα για να κατανοηθεί θα πρέπει να εξετάζεται τόσο ολιστικά όσο και αποσπασματικά.

Κατηγορίες Απορριμμάτων

Κάθε ανεπιθύμητη μεταβολή των χαρακτηριστικών του εδάφους, των υδάτων και της ατμόσφαιρας που μπορεί να επηρεάσει τόσο τις ανθρώπινες δραστηριότητες όσο και τις φυσικές ισορροπίες ονομάζεται 'ρύπανση του περιβάλλοντος (Αθανασάκης, 2000:127). Οι περιβαλλοντικοί ρύποι διαχωρίζονται σε τρεις βασικές κατηγορίες ανάλογα με την φυσική τους κατάσταση: στερεά, υγρά και αέρια απορρίμματα.

Τα στερεά απορρίμματα διαχωρίζονται κυρίως σε οικιακά, αστικά, εμπορικά, βιομηχανικά, γεωργικά, κτηνοτροφικά και άλλα. Πολλά από αυτά μπορεί να είναι τοξικά, άλλα εύκολα βιοδιασπώμενα, ένω άλλα καθόλου βιοδιασπώμενα (για παράδειγμα, μερικοί τύποι πλαστικού) τα οποία παραμένουν αμετάβλητα για πολλά χρόνια. Το έδαφος είναι ο κύριος αποδέκτης των παραπάνω απορριμμάτων.

Τα υγρά απορρίμματα περιλαμβάνουν κυρίως τα απόβλητα εργοστασίων και πάσης φύσεως αποχετεύσεων. Τα παραπάνω απορρίμματα διοχετεύονται κυρίως στο υγρό στοιχείο (ποτάμια, λίμνες θάλασσες), αλλά ακόμη και με γεωτρήσεις στο υπέδαφος. Μέσα σε αυτά περιλαμβάνονται συχνά διάφορες πολύπλοκες χημικές δομές όπως εντομοκτόνα, γεωργικά φάρμακα και απορρυπαντικά τα οποία έχουν χαμηλό ρυθμό διάσπασης και επομένως συσσωρεύνται σε μεγάλες ποσότητες στους αποδέκτες. Επίσης, ορισμένα βαρέα μέταλλα όπως ο μόλυβδος και ο υδράργυρος, καθώς και αυξημένες ποσότητες φωσφορικών αλάτων από λιπάσματα και απορρυπαντικά προστίθενται στο κοκτέιλ των υδάτων, ενώ απορροφώνται από ζωικούς οργανισμούς και εισέρχονται στην τροφική αλυσίδα σε όλο της το εύρος. Η ατμοσφαιρική ρύπανση οφείλεται στους ρύπους του αέρα και παρατηρείται κυρίως σε αστικές περιοχές ή σε βιομηχανικές ζώνες. Σύμφωνα με τον Αθανασάκη (ο.π.:129), «ο

σπουδαιότερος δείκτης της ατμοσφαιρικής ρύπανσης είναι η συγκέντρωση του διοξειδίου του θείου (SO_2) εξαιτίας του εύκολου προσδιορισμού του και της επικινδυνότητάς του. Το SO_2 μαζί με οξείδια του αζώτου (προερχόμενα από τις καύσεις στους βιομηχανικούς καυστήρες και τους κινητήρες των αυτοκινήτων) όταν βρεθούν στην βροχή μετατρέπονται στα αντίστοιχα ισχυρά οξέα που είναι γνωστά ως όξινη βροχή, προκαλώντας σοβαρές βλάβες στο έδαφος, τη βλάστηση και τα δάση».

Τα ραδιενεργά απόβλητα αποτελούν ένα μεγάλο περιβαλλοντικό πρόβλημα με πολλές επιπτώσεις στο φυσικό και ανθρωπογενές περιβάλλον. Το έδαφος, τα νερά αλλά και η ατμόσφαιρα είναι οι αποδέκτες πολλών ραδιενεργών καταλοίπων, που αποτελούν ίσως τις πιο επικίνδυνες μορφές ρύπανσης. Τα ραδιενεργά κατάλοιπα προέρχονται από τις πυρηνικές εγκαταστάσεις, τις πυρηνικές δοκιμές και τη χρήση των πυρηνικών όπλων. Τα απόβλητα που παράγονται από την πυρηνική βιομηχανία είναι ιδιαίτερα επικίνδυνα, διότι μπορούν να παραμείνουν ενεργά από επτακόσια χρόνια έως και ένα εκατομμύριο χρόνια.

Όσον αφορά στα τοξικά και επικίνδυνα απόβλητα, σύμφωνα με ένα ορισμό (Gwam, 2002:432), «είναι όλα τα στερεά, υγρά ή λασπώδη απόβλητα που δημιουργούνται από μία ευρεία κλίμακα βιομηχανικών, εμπορικών ή γεωργικών δραστηριοτήτων, τα οποία δημιουργούν το ενδεχόμενο υψηλού κινδύνου για την ανθρώπινη ζωή και υγεία, και απειλούν βραχυπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη περιβαλλοντική ρύπανση».

Ένας γενικός κανόνας, σύμφωνα με τον Bennet (2001:26), υποστηρίζει ότι η απόσπαση πρώτων υλών από ορυχεία, ξυλεία και γεωργία γεννά περίπου είκοσι τόνους απορριμμάτων για κάθε τόνο τελικού προϊόντος που παράγεται, καθώς και η διαδικασία παραγωγής από μόνη της παράγει άλλους πέντε τόνους: «Στις ΗΠΑ τα εργοστάσια παράγουν γύρω στον ένα τόνο επικίνδυνων αποβλήτων ανά άτομο, ανά έτος, από τα οποία γύρω στα 10 εκατομύρια τόνοι αποτελούνται από χημικά και τοξικές ουσίες».

Κατά τον Χαλβαδάκη (ο.π.:143), «τα αστικά απορρίμματα αποτελούν ένα γενικό και έντονο πρόβλημα στον Ελλαδικό χώρο». Ως αιτίες αυτού του προβλήματος διαφαίνονται να είναι η συγκέντρωση μεγάλου πληθυσμού στις αστικές πόλεις και οι αδυναμίες του συστήματος διαχείρισης των απορριμμάτων. Στην πραγματικότητα τα αστικά απορρίμματα διεκδικούν τον τίτλο του εντονότερου προβλήματος στην Ελλάδα ακριβώς επειδή είναι αστικά, δηλαδή κάνουν έντονη την παρουσία τους στην πόλη και θυμίζουν στους κατοίκους της την δυσκολία απαλλαγής από τις έντονες δυσοσμίες (οργανικά απόβλητα), προκαλώντας ταυτόχρονα ένα αποκρουστικό θέαμα.

Ωστόσο, δεν είναι μόνο τα αστικά απορρίμματα αυτά που θα πρέπει να προβληματίζουν την κοινωνία μας. Απόβλητα εργοστασίων και βιομηχανιών, γεωργικών και κτηνοτροφικών μονάδων, κατάλοιπα τουριστικών δραστηριοτήτων καθώς και ένα πλήθος άλλων απορριμμάτων παράγονται

διαρκώς, επιβαρύνοντας το φυσικό περιβάλλον των αγροτικών, δασικών και περιοικιστικών περιοχών της χώρας.

Μέχρι σχετικά πρόσφατα και σύμφωνα με την Οικολογική Εταιρία Ανακύκλωσης (Κυρκίτσος, Πελεκάσης, κ.ά., 1995:22), δεν υπήρξε στην Ελλάδα μια συστηματική ανάλυση και έρευνα των ποσοτήτων και της σύνθεσης των απορριμμάτων. Ωστόσο, από ορισμένες μετρήσεις και αναλύσεις, εμπειρικές παρατηρήσεις και στατιστικά στοιχεία διάφορων προϊόντων, διαπιστώθηκε σημαντική αύξηση του όγκου των παραγόμενων απορριμμάτων καθώς και αλλαγές στη σύνθεσή τους. Σύμφωνα με στοιχεία του ΥΠΕΧΩΔΕ (1987, 1991, στο Κυρκίτσος, Πελεκάσης, κ.ά., ο.π.:22), οι ποσότητες των αστικών στερεών αποβλήτων που κατέληξαν στις χωματερές της χώρας το 1987 ήταν 2.996 τόνοι ενώ το 1991 ανήλθαν στους 3.350 τόνους. Στις μέρες μας, για κάθε Έλληνα αντιστοιχούν 350 κιλά απορριμμάτων τον χρόνο. Το 65% της ποσότητας αυτών καταλήγει σε νόμιμους χώρους εναπόθεσης, ενώ το υπόλοιπο εναποτίθενται σε ανεξέλεγκτους χώρους (Αναστασάτος, 2007:32).

Σύνθεση Απορριμμάτων

Η σύνθεση των στερεών οικιακών απορριμμάτων αποτελείται κυρίως από υλικά όπως το πλαστικό, τα οργανικά απορρίμματα (τροφές, ζυμώσιμη ύλη), το αλουμίνιο, το χαρτί, το γυαλί και διάφορα άλλα μέταλλα. Στην πραγματικότητα, υπάρχουν σημαντικές λεπτομέρειες ως προς τους διάφορους τύπους και μορφές των υλικών αυτών, καθώς σπάνια τα συναντάμε σε αμιγή μορφή στους κάδους των απορριμμάτων, αλλά στη μορφή σύνθετων συσκευασιών. Για παράδειγμα, μια λάμπα αποτελείται τόσο από γυαλί όσο και από μέταλλο. Έτσι, είναι δύσκολο να διαχωριστούν τα παραπάνω υλικά απλά με μια ματιά σε ξεχωριστές κατηγορίες.

Επίσης, απορρίμματα όπως τα ληγμένα φάρμακα, οι βαφές, οι ηλεκτρικές και ηλεκτρονικές συσκευές, οι μπαταρίες, τα ελαστικά, οχήματα στο τέλος της ζωής τους και άλλα συμπεριλαμβάνονται στα οικιακά και αστικά απορρίμματα, πολλά από τα οποία είναι άκρως επικίνδυνα για το περιβάλλον και τη δημόσια υγεία δίχως την ανάλογη διαχείριση.

Σχετικά με την εξέλιξη της σύνθεσης των απορριμμάτων στην Ευρώπη, επικρατεί η τάση προς την ποσοστιαία αύξηση του χαρτιού, του γυαλιού, των μετάλλων και του πλαστικού που αποτελούν τα βασικά συστατικά των υλικών συσκευασίας. Αυτή η διεθνής τάση στην εξέλιξη της σύνθεσης ισχύει και στην Ελλάδα. Με χρονική απόσταση μόνο 6 ετών παρατηρείται αύξηση των παραπάνω υλικών και η αντίστοιχη ελάττωση των οργανικών απορριμμάτων (Κυρκίτσος, Πελεκάσης, κ.ά., ο.π.:23). Παρατηρούμε επομένως και στον ελλαδικό χώρο μια στροφή στην κατανάλωση περισσότερων υλικών συσκευασίας ως αποτέλεσμα της αλλαγής του τρόπου ζωής.

1.2 Το περιβαλλοντικό ζήτημα των απορριμμάτων

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφερθούμε στα στοιχεία εκείνα που ανάγουν ένα περιβαλλοντικό πρόβλημα σε ζήτημα. Η έννοια του προβλήματος σύμφωνα με την Σπανού (1998:159) είναι εκ φύσεως ασαφής. «Ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ πραγματικότητας και επιθυμητού και συνεπώς περιέχει σημαντικές υποκειμενικές διαστάσεις» (εμείς θα προσθέταμε, τί είναι επιθυμητό και για ποιον;). Και συνεχίζει τονίζοντας πως «η έλλειψη συμφωνίας για την ύπαρξη ή μη ενός περιβαλλοντικού προβλήματος προς αντιμετώπιση καθώς και σχετικά με τους τρόπους χειρισμού του συχνά αποτελεί την αιτία μη απόφασης, δηλαδή αποχής από κάθε παρέμβαση»[17]. Εντοπίζεται λοιπόν μια δυσκολία ως προς την αντιμετώπιση των περιβαλλοντικών προβλημάτων, ακριβώς επειδή δεν αναγνωρίζονται ως τέτοια. Το 'κλειδί' για να υπάρξει ενδιαφέρον ως προς την αντιμετώπιση των περιβαλλοντικών προβλημάτων, είναι να χαρακτηριστούν αυτά ως 'ζητήματα', δηλαδή να απασχολήσουν τις κοινωνίες σε σημαντικό βαθμό, να εμφανιστούν τα κατάλληλα κίνητρα που θα ωθήσουν κυβερνήσεις, πολιτικούς, οργανώσεις αλλά κυρίως πολίτες να προσανατολιστούν στη δράση και την αντιμετώπισή τους.

Για να ερμηνευθεί ένα περιβαλλοντικό πρόβλημα ως ζήτημα που θα απασχολήσει μία κοινωνία, απαιτούνται, σύμφωνα με τον Hannigan (1995:54-56), έξι παράγοντες. Αρχικά, θα πρέπει να βασίζεται σε επιστημονικές αρχές ώστε να
θεωρείται έγκυρο. Είναι σχεδόν απίθανο για μία ορισμένη περιβαλλοντική κατάσταση να μετατραπεί επιτυχώς σε ζήτημα χωρίς να υπάρχουν δεδομένα που να προέρχονται από συστηματική μελέτη και τις φυσικές ή βιολογικές επιστήμες. Έπειτα, είναι σημαντικό να υπάρχει ένας ή και περισσότεροι επιστημονικοί 'εκλαϊκευτές' οι οποίοι θα μετατρέψουν ένα εσωτερικό κομμάτι έρευνας σε ένα υπερενεργητικό περιβαλλοντικό δικαίωμα. Τρίτον, ένα πιθανό περιβαλλοντικό ζήτημα θα πρέπει να τραβήξει την προσοχή των μέσων μαζικής ενημέρωσης. Πολλά σημαντικά περιβαλλοντικά ζητήματα απέτυχαν να αποτελέσουν τμήμα της δημόσιας πολιτικής ακριβώς επειδή δεν θεωρήθηκαν ιδιαίτερα αξιόλογες 'ειδήσεις'. Στη συνέχεια, ένα ενδεχόμενο περιβαλλοντικό ζήτημα θα πρέπει να δραματοποιηθεί τόσο σε συμβολικό όσο και σε οπτικό επίπεδο (για παράδειγμα, φωτογραφικό υλικό από την αποψίλωση δασών), έτσι ώστε ένα δύσκολο πρόβλημα να γίνεται εύκολα κατανοητό και να κεντρίζει ηθικά τον πολίτη. Πέμπτον, θα πρέπει να υπάρχουν ορατά οικονομικά κίνητρα για να αντιμετωπιστεί ένα περιβαλλοντικό πρόβλημα ως ζήτημα και να ληφθεί δράση για αυτό. Τέλος, για να αναγνωριστεί πλήρως και επιτυχώς ένα επίδοξο περιβαλλοντικό ζήτημα, θα πρέπει να υπάρχει ένας καθιερωμένος 'εγγυητής' που να διασφαλίζει τόσο τη γνησιότητα όσο και τη διάρκειά του.

Από τα παραπάνω μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι ένα πρόβλημα για να χαρακτηριστεί ως ζήτημα, θα πρέπει να συντρέχουν αρκετοί παράγοντες, οι περισσότεροι εκ των οποίων είναι ανθρωποκεντρικοί. Έστω κι έτσι, ένα 'ζήτημα'

αποτελεί μία έννοια σαφώς πιο δραστική από ότι ένα 'πρόβλημα' (και η ίδια η ετυμολογία της λέξης μας οδηγεί σε αυτό το συμπέρασμα), κάτι που μας κατευθύνει σε αντιλήψεις και για μια πιο δραστική παρέμβαση. Στην περίπτωση της διαχείρισης των απορριμμάτων, είναι πολλά τα στοιχεία (επιστημονικά δεδομένα, ενδιαφέρον από τα ΜΜΕ, οικονομικά κίνητρα, ηθικές διαστάσεις και άλλα) που συνομολογούν πως τα απορρίμματα αποτελούν πλέον ένα περιβαλλοντικό ζήτημα μεγάλων διαστάσεων.

1.3 Παράγοντες που συμβάλλουν στο ζήτημα των απορριμμάτων

Οι κυριότεροι παράγοντες που έχουν συμβάλει στην όξυνση του περιβαλλοντικου ζητήματος της αύξησης και διαχείρισης των απορριμμάτων είναι ο αυξανόμενος ανθρώπινος πληθυσμός, οι αυξανόμενες καταναλωτικές συνήθειες των πολιτών, η τάση της αστικοποίησης και η αύξηση της ποσότητας των υλικών συσκευασίας.

Αύξηση του πληθυσμού

Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του 20ου αιώνα, και ιδιαίτερα από το 1930 και έπειτα, ήταν η εκρηκτική αύξηση του πληθυσμού της γης: «Στις αρχές του 19ου αιώνα ο πληθυσμός άγγιξε το 1 δις, μέσα σε 2 εκατομμύρια χρόνια. Από το 1 δις η αύξηση στα 2 δις έγινε μόνο σε 130 χρόνια και από τα 2 δις στα 4 δις μόνο σε 45 χρόνια. Τον Δεκέμβριο του 2005, ο ΟΗΕ ανακοίνωσε ότι κατοικούν στον πλανήτη περίπου 6,5 δις άνθρωποι, επί συνόλου 80 έως 160 δις που έχουν γεννηθεί από τις απαρχές της ανθρωπότητας» (Rollet, 2006:10).

Κατά τα τελευταία χρόνια, και με εξαίρεση την Αφρική, ο μέσος ρυθμός αύξησης του πληθυσμού έχει μειωθεί. «Η επιβράδυνση αυτή παρατηρείται τόσο στις αναπτυγμένες όσο και στις λιγότερο αναπτυγμένες χώρες, αν και στις τελευταίες οι ρυθμοί εξακολουθούν να είναι υψηλοί» (Tietenberg, 2002:152). Αν και ο ρυθμός αύξησης του πληθυσμού έχει ελαττωθεί, κάθε χρόνο ο αριθμός των ανθρώπων συνεχίζει να αυξάνει. Ωστόσο, σύμφωνα με την WCED (1987:95), «τα αποθέματα των φυσικών πόρων οι οποίοι θα διατηρήσουν αυτόν τον πληθυσμό, θα βελτιώσουν την ποιότητα της ανθρώπινης ζωής και θα ελαττώσουν τη μαζική φτώχεια παραμένουν περιορισμένα».

Σύμφωνα με τον Bennet (2001:39), «η ξαφνική και απροσδόκητη αύξηση του παγκόσμιου πληθυσμού κατά την διάρκεια του 20ου αιώνα είναι αυτή που τοποθετείται πίσω από όλες τις εκφάνσεις της περιβαλλοντικής υποβάθμισης. Προσπαθώντας να εκπληρώσουμε τις ανάγκες ενός ταχύτατα αυξανόμενου αριθμού ανθρώπων έχουμε επιβάλλει τεράστια πίεση στο φυσικό περιβάλλον, εν μέσω της εκμετάλευσης των φυσικών πόρων της γης αλλά και μέσω της ρύπανσης». Μήπως όμως αυτό που πραγματικά μετράει δεν είναι απλά ο

αριθμός των ανθρώπων πάνω στη γη αλλά ο βαθμός επίδρασης του καθενός στο φυσικό περιβάλλον; Κατά τον Diamond (op.cit.:40), «ο αριθμός των ανθρώπων αποτελεί πρόβλημα όσο καταναλώνουμε φυσικούς πόρους και παράγουμε απορρίμματα. Κατά μέσο όρο, ένας πολίτης της Δυτικής Ευρώπης και της Ιαπωνίας παράγει 32 φορές περισσότερα απορρίμματα από έναν κάτοικο μιας αναπτυσσόμενης χώρας». Είναι φανερό από τα παραπάνω ότι περισσότεροι άνθρωποι παράγουν περισσότερα απορρίμματα. Και όσο ο πληθυσμός της γης αυξάνει τόσο αυξάνουν και τα απορρίμματα παγκοσμίως. Έτσι, δεν μπορούμε παρά να αναρωτηθούμε εάν θα καταφέρει η φέρουσα ικανότητα της γης να 'αντέξει' τον αυξανόμενο όγκο απορριμμάτων, καθώς ο πληθησμός αυξάνει και οι συνήθειες 'δυτικοποιούνται'. Διότι η παραγωγή απορριμμάτων πέρα από τον αριθμό των ατόμων σχετίζεται και με τις συνήθειές τους καθώς και με τον τρόπο ζωής τους. Σε αυτό το σημείο έρχεται ο καταναλωτισμός να διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στη διαρκή αύξηση της παραγωγής των απορριμμάτων παγκοσμίως.

Καταναλωτικά πρότυπα

Η κατανάλωση περιλαμβάνει την αγορά ενός προϊόντος, τη χρήση του και εντέλει την απόρριψή του, όταν δεν θα έχει πλέον αξία για τον αγοραστή ή όταν θα έχει καταστραφεί και δεν θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί περαιτέρω. Τα πρότυπα της κατανάλωσης επηρεάζουν καθοριστικά την παραγωγή των απορριμμάτων. Από τα τέλη του Β' Παγκοσμίου Πολέμου έως και σήμερα, στις περισσότερες κοινωνίες κυριαρχεί το μοντέλο της αυξανόμενης παραγωγής και κατανάλωσης αγαθών, καθώς και η άποψη ότι αυτό είναι επιθυμητό, θετικό και ίσως απαραίτητο. Ενδεικτική αυτής της άποψης είναι και η βαρύτητα που αποδίδεται στον οικονομικό δείκτη του Ακαθάριστου Εγχώριου Προϊόντος (ΑΕΠ), ο οποίος, αν και αποτελεί σημαντικό οικονομικό εργαλείο, έχει ταυτιστεί και χρησιμοποιείται κατά κόρον ως δείκτης ευημερίας. Κατά συνέπεια, τεράστιες και αυξανόμενες ποσότητες πρώτων υλών μεταποιούνται διαρκώς, για να καταλήξουν όμως ως απορρίμματα.

Το τελευταίο στάδιο της ζωής κάθε αγαθού που απορρίπτεται, μαρτυρά ένα εξαιρετικά σπάταλο οικονομικό μοντέλο και πλέγμα κοινωνικών συμπεριφορών. Ενώ λίγοι θα διαφωνήσουν πως η ελάχιστη δυνατή κατανάλωση αγαθών ελαχιστοποιεί την περιβαλλοντική υποβάθμιση, ωστόσο, οι περισσότεροι υποστηρίζουν ότι δεν μπορούν να ζήσουν με λιγότερα καταναλωτικά αγαθά. Από που όμως προέρχεται αυτή η 'ανάγκη' του σύγχρονου ανθρώπου για κατανάλωση; Σύμφωνα με τον Strinati (1995:235), «μία έντονη επιθυμία των καπιταλιστικών κοινωνιών του 20ου αιώνα ήταν η καθιέρωση των συνθηκών της παραγωγής. Τα εργοστάσια για την παραγωγή των αγαθών έπρεπε να χτίζονται και διαρκώς να αναβαθμίζονται. Οι βαριές βιομηχανίες που χειρίζονταν υλικά όπως το σίδερο και το ατσάλι έπρεπε να εδραιωθούν. Όλα τα παραπάνω

σημαίνουν με απλά λόγια ότι η κατανάλωση έπρεπε να θυσιαστεί για τις ανάγκες της παραγωγής».

Ωστόσο, σε προηγμένες καπιταλιστικές κοινωνίες όπως η Βρετανία και οι Ηνωμένες Πολιτείες, η ανάγκη των ανθρώπων για κατανάλωση έγινε το ίδιο σημαντική, αν όχι περισσότερο, με την ανάγκη για παραγωγή. Σε αυτή τη μεταστροφή σημαντικό ρόλο διαδραμάτησε η διαφήμιση και τα μέσα μαζικής ενημέρωσης, αναδύοντας έναν μεταμοντέρνο πολιτισμό που υμνεί την κατανάλωση, τη μόδα και το στυλ. Σήμερα, με την τεχνολογία διαρκώς να επιτυγχάνει νέες καινοτομίες και τις πολυεθνικές εταιρίες να τις προωθούν αποτελεσματικά μέσα από ένα πολύπλοκο πλέγμα εμπορικών συναλλαγών, η τάση για κατανάλωση επεκτείνεται από τον δυτικό κόσμο σε νέες και αναπτυσσόμενες αγορές.

Οι επιπτώσεις της κατανάλωσης διαφέρουν τόσο γεωγραφικά όσο και πολιτισμικά. Ωστόσο, με την διάχυση του εμπορίου και την ομογενοποίηση των αγορών, οι πολιτισμικοί 'φραγμοί' καταλύονται σταδιακά, αφήνοντας γόνιμο χώρο για τα καταναλωτικά πρότυπα να διεισδύσουν και να αναπαραχθούν. «Τα μοντέλα κατανάλωσης και οι προτιμήσεις είναι εξίσου σημαντικά όσο και ο αριθμός των καταναλωτών για την διατήρηση των φυσικών πόρων και την παραγωγή απορριμμάτων» (WCED, op.cit.: 95). Κάθε επιπρόσθετο άτομο σε μια βιομηχανοποιημένη χώρα καταναλώνει περισσότερο, ασκώντας μεγαλύτερη πίεση στους φυσικούς πόρους απ'ότι ένα επιπρόσθετο άτομο σε μια αναπτυσσόμενη χώρα. Αυτό, συνδυασμένο με το γεγονός ότι οι μεγαλύτερες πλυθυσμιακές μάζες εντοπίζονται στις αναπτυσσόμενες – και μεταβαλλόμενες σύμφωνα με το δυτικό βιομηχανικό πρότυπο – χώρες, αποτελεί μία εκρηκτική περιβαλλοντική πρόκληση, τόσο για την διατήρηση του φυσικού περιβάλλοντος, όσο για την διαχείριση των απορριμμάτων.

Οι επιστήμονες που μελετούν το φυσικό περιβάλλον συχνά χαρακτηρίζουν τις επιχειρήσεις ως αρνητικούς παράγοντες για την ισορροπία φυσικού και ανθρωπογενούς περιβάλλοντος, ενώ τη βιομηχανία (καθώς και την ανάπτυξη που αυτή επιδιώκει) ως αναπόφευκτα καταστροφική. Από την άλλη, οι υπέρμαχοι της βιομηχανίας θεωρούν την ανάπτυξη της περιβαλλοντικής συνείδησης ως ένα εμπόδιο στην παραγωγή και την κατανάλωση. Το μεγάλο άλλοθι των πολυεθνικών εταιριών για τις πιέσεις που επιφέρει η παραγωγή και η κατανάλωση στο φυσικό περιβάλλον δεν είναι άλλο από τα 5Rs (Rethink, Refuse, Reduce, Reuse, Recycle). Μέσω του δικαιώματος της επιλογής του καταναλωτή 'νομιμοποιούνται' οι δραστηριότητες της αυξανόμενης παραγωγής σε συνδιασμό με την προώθηση των προϊόντων μέσω της διαφήμισης.

Το περιβαλλοντικό μήνυμα που λαμβάνουν οι καταναλωτές από την παραπάνω διαμάχη, κατά τους McDonough & Braugart (2002:6), μπορεί να είναι έντονο και καταπιεστικό: «Κάντε ό,τι μπορείτε, όσο άβολο κι αν είναι, για να περιορίσετε την κατανάλωση. Σταματήστε να είστε τόσο υλιστές, τόσο άπληστοι. Αγοράστε λιγότερο, ξοδέψτε λιγότερο, οδηγήστε λιγότερο, κάνετε λιγότερα παιδιά- ή κανένα. Αυτά δεν είναι τα κυριότερα περιβαλλοντικά προβλήματα

σήμερα – η παγκόσμια υπερθέρμανση, η αποψίλωση δασών, η ρύπανση, τα απορρίμματα – προϊόντα του παρηκμασμένου δυτικού τρόπου ζωής; ».

Αστικοποίηση

Η αστικοποίηση αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα φαινόμενα του 21ου αιώνα, με πολλαπλές επακόλουθες συνέπειες στην κοινωνική ζωή καθώς και στις υποδομές ενός κράτους (μεταφορές, δημόσια υγεία, σχολεία και άλλα). Σύμφωνα με τον Αθανασάκη (ο.π.:110), η αύξηση του αστικού πληθυσμού εις βάρος του αγροτικού ακολουθούσε ένα βραδύ ρυθμό μέχρι τις αρχές του 19ου αιώνα, όπου μόνο το 5% των κατοίκων της γης ζούσε σε πόλεις. Στην περίοδο 1800-1900 η αστικοποίηση μετατράπηκε σε ένα δυναμικό φαινόμενο, με τον δεκαπλασιασμό του αστικού πληθυσμού και 11 πόλεις να φτάνουν και να ξεπερνούν κατά πολύ το ένα εκατομμύριο κατοίκους.

Από το 1950, και μέσα σε 35 μόλις χρόνια, ο αριθμός των κατοίκων των πόλεων παγκοσμίως τριπλασιάστηκε, αγγίζοντας το 1,25 δις. Στις ανεπτυγμένες χώρες ο αστικός πληθυσμός σχεδόν διπλασιάστηκε, από 447 εκατομμύρια σε 838 εκατομμύρια ενώ στις αναπτυσσόμενες τετραπαλασιάστηκε, από 286 εκατομμύρια σε 1,14 δις. Η μεγάλη αύξηση του αστικού πληθυσμού έχει πλέον ανακοπεί στις ανεπτυγμένες χώρες αλλά εξακολουθεί να αποτελεί πρόβλημα για τις αναπτυσσόμενες (WCED, op.cit.:235).

Στην Ελλάδα το φαινόμενο της αστικοποίησης εμφανίστηκε κατά τη δεκαετία του ΄60 και μέχρι το ΄80 ο πολεοδομικός ορίζοντας μεγάλων αστικών χώρων είχε πλέον αλλάξει. Η Αθήνα μπαίνει επικεφαλής των οικιστικών ανακατατάξεων που εκδηλώνονται με τη υπερανάπτυξη των δύο μεγάλων ελληνικών πόλεων, τη στασιμότητα των επαρχιακών κέντρων και την ερήμωση των χωριών και κωμοπόλεων.

Η υπέρμετρη εξάπλωση των αστικών κέντρων δημιουργεί ή εντείνει μια σειρά από περιβαλλοντικά ζητήματα με τοπική (αστικά απορρίμματα, ηχορρύπανση, κυκλοφοριακό) αλλά και παγκόσμια (φαινόμενο του θερμοκηπίου) εμβέλεια. Σύμφωνα με τον Αθανασάκη (ο.π.:112), η εντατικοποιημένη και αλόγιστη εκμετάλλευση των φυσικών πόρων, η επιβάρυνση του περιβάλλοντος με πάσης φύσεως απόβλητα και τα εκτεταμένα τεχνικά έργα που απαιτεί η βιομηχανική, εμπορική και τουριστική ανάπτυξη, έχουν οδηγήσει στην υποβάθμιση του περιβάλλοντος και σε σοβαρές διαταραχές της οικολογικής ισορροπίας, η οποία είναι συχνά δύσκολο να αποκατασταθεί.

Πολύ έντεχνα τοποθετείται ο Γιάννης Σχίζας, στο βιβλίο του ‘Αττική, μια οικολογική περιήγηση στο παρελθόν και το μέλλον’ (1996:208), για την έννοια της οικολογικής διαχείρισης των πόλεων, η οποία δεν είναι ένα απλό ‘πρασίνισμα’ του αστικού χώρου, με εύστοχες δεντροφυτεύσεις. Ανάμεσα σε άλλα λοιπόν, οικολογική διαχείριση, κατά τον Σχίζα, σημαίνει «αξιοποίηση των νέων τεχνολογιών για τον περιορισμό του όγκου και της επικινδυνότητας των στερεών και υγρών αποβλήτων, για την ελαχιστοποίηση των χώρων που λειτουργούν ως σκουπιδότοποι της πόλης, τον περιορισμό των ρυπαινουσών

εκροών της πόλης προς τον περίγυρό της και ακόμη την προτίμηση της αντιμετώπισης της ρύπανσης 'επί τόπου' αντί της εξαγωγής των προβληματικών δραστηριοτήτων στην περιφέρεια».

Υλικά συσκευασίας

Η αύξηση των υλικών συσκευασίας καθώς και η αύξηση των ποσοστών των συνθετικών υλικών, ως αποτέλεσμα των αλλαγών που συντελούνται σταδιακά στο μοντέλο παραγωγής και κατανάλωσης, αυξάνει τον αριθμό των παραγόμενων απορριμμάτων. Τα κυριότερα υλικά συσκευασίας που χρησιμοποιούνται είναι το χαρτί/χαρτόνι, το γυαλί, τα μέταλλα (αλουμίνιο, λευκοσίδηρος, χάλυβας) και τα πλαστικά. Τα πλαστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατασκευή κάθε είδους συσκευασίας και αυτός είναι ο κύριος λόγος της αύξησης της χρήσης τους τα τελευταία χρόνια, σε σύγκριση με το γυαλί, τα μέταλλα και το χαρτί.

Τα υλικά συσκευασίας αποτελούν περίπου το 1/3 του συνόλου των οικιακών απορριμμάτων. Κατά το 1980 η συνολική παραγωγή των υλικών συσκευασίας στην Ελλάδα ήταν περίπου 443 χιλ.τόνοι, ενώ το 1993 πάνω από 650 χιλ.τόνοι. Τα υλικά συσκευασίας που παράγονταν στην Ελλάδα το 1995, μαζί με αυτά που προέρχονται από εισαγόμενα προϊόντα, υπολογίστηκε ότι έφταναν περίπου το 1.000.000 τόνους ανά έτος (Κυρκίτσος, Πελεκάσης, κ.ά., ο.π.:33). Η συσκευασία, εκτός από τη μεγάλη συμμετοχή της στις ποσότητες των απορριμμάτων που παράγονται, έχει εξίσου σημαντικές περιβαλλοντικές επιπτώσεις κατά την διαδικασία παραγωγής της. Η κατανάλωση πρώτων υλών και ενέργειας, η παραγωγή αερίων, υγρών και στερεών αποβλήτων είναι μερικές από αυτές. Επίσης, ορισμένες κατηγορίες συσκευασίας, όπως για παράδειγμα τα περισσότερα πλαστικά, χαρακτηρίζονται από χαμηλούς ρυθμούς αποδόμησης και αποτελούν επικίνδυνα υλικά για πολλούς έμβιους οργανισμούς εάν απελευθερωθούν στη φύση.

Η γνωστή βρετανική εταιρία παραγωγής συσκευασιών Tetra Pack, το 2003 παρήγαγε συνολικά 105 δις συσκευασίες, με αναλογία 15 συσκευασιών για κάθε άντρα, γυναίκα, παιδί του πλανήτη. Μέσα σε αυτές υπήρχαν ποτά, παγωτά, ξηρά τροφή, φρούτα, λαχανικά, τυρί και τροφή για ζώα. Η βασική αρχή του ιδρυτή της εταιρίας, σύμφωνα με τον Girling (2005:174), είναι πως μία καλή συσκευασία θα πρέπει να αξίζει περισσότερα απ'όσα κοστίζει. «Έτσι, οι συγκεκριμένες συσκευασίες είχαν το πλεονέκτημα του μικρού βάρους (μόνο 3% του συνολικού βάρους του προϊόντος), ήταν υγιεινές και ανθεκτικές στην αλλοίωση από το φως ή τον αέρα. Ήταν εύκολο να τις χειριστείς, να τις μεταφέρεις και να τις αποθηκεύσεις. Κυρίως κατασκευασμένες από ανανεώσιμα υλικά και πολύ φτηνές».

Ωστόσο, καμία συσκευασία δεν μπορεί να αποφύγει το αναπόφευκτο: αργά ή γρήγορα, με τον ίδιο ή μικρότερο όγκο, όλες οι συσκευασίες

μετατρέπονται σε απορρίμματα, καταλύοντας έτσι τα όποια πλεονεκτήματα του σχεδιασμού τους, εφόσον η αποδόμισή τους σπάνια αποτελεί μέρος του τελευταίου. Έτσι, όσες συσκευασίες παραχθούν, περνούν κατά τον κύκλο της ζωής τους από διάφορα στάδια επεξεργασίας και χρήσης, καταναλώνοντας πρώτες ύλες και ενέργεια, ενώ οδηγούνται στην τελική τους κατάσταση χωρίς να έχει επιτευχθεί ένα όφελος για το περιβάλλον παρά η δημιουργία ισάριθμων απορριμμάτων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΥΚΑΜΠΤΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

2.1 Τεχνητή Νοημοσύνη

Ο όρος τεχνητή νοημοσύνη (ΤΝ, εκ του *Artificial Intelligence*) αναφέρεται στον κλάδο της επιστήμης υπολογιστών ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων που μιμούνται στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς τα οποία υπονοούν έστω και στοιχειώδη ευφυΐα: μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κλπ. Ο Τζον Μακάρθι όρισε τον τομέα αυτόν ως «επιστήμη και μεθοδολογία της δημιουργίας νοούντων μηχανών».

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί σημείο τομής μεταξύ πολλών πεδίων όπως της επιστήμης υπολογιστών, της ψυχολογίας, της φιλοσοφίας, της νευρολογίας, της γλωσσολογίας και της επιστήμης μηχανικών, με στόχο τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, με στοιχεία συλλογιστικής, μάθησης και προσαρμογής στο περιβάλλον, ενώ συνήθως εφαρμόζεται σε μηχανές ή υπολογιστές ειδικής κατασκευής. Διαιρείται στη συμβολική τεχνητή νοημοσύνη, η οποία επιχειρεί να εξομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη *αλγοριθμικά* χρησιμοποιώντας σύμβολα και λογικούς κανόνες *υψηλού επιπέδου*, και στην υποσυμβολική τεχνητή νοημοσύνη, η οποία προσπαθεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα χρησιμοποιώντας *στοιχειώδη αριθμητικά μοντέλα* που συνθέτουν επαγωγικά νοήμονες συμπεριφορές με τη διαδοχική αυτοοργάνωση απλούστερων δομικών συστατικών («συμπεριφορική τεχνητή νοημοσύνη»), προσομοιώνουν πραγματικές βιολογικές διαδικασίες όπως η εξέλιξη των ειδών και η λειτουργία του εγκεφάλου («υπολογιστική νοημοσύνη»), ή αποτελούν εφαρμογή στατιστικών μεθοδολογιών σε προβλήματα ΤΝ.

Πίνακας 2.1: *Χρονική εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης*

Χρόνος	Εξέλιξη
1950	Ο Άλαν Τούρινγκ περιγράφει τη δοκιμή Τούρινγκ, που επιδιώκει να εξετάσει την ικανότητα μιας μηχανής να συμμετάσχει απρόσκοπτα σε μια ανθρώπινη συνομιλία.
1951	Τα πρώτα προγράμματα ΤΝ γράφονται για τον υπολογιστή Ferranti Mark I στο Πανεπιστήμιο του Μάντσεστερ: ένα πρόγραμμα που παίζει

	ντάμα από τον Κρίστοφερ Στράκλι και ένα που παίζει σκάκι από τον Ντίτριχ Πρίνζ.
1956	Ο Τζον Μακάρθι πλάθει τον όρο «Τεχνητή Νοημοσύνη» ως κύριο θέμα της διάσκεψης του Ντάρτμουθ.
1958	Ο Τζον Μακάρθι εφευρίσκει τη γλώσσα προγραμματισμού Lisp.
1965	Ο Έντουαρτ Φάιγκενμπαουμ ξεκινά το Dendral, μια δεκαετή προσπάθεια ανάπτυξης λογισμικού που θα συμπεράνει τη μοριακή δομή οργανικών ενώσεων χρησιμοποιώντας ενδείξεις επιστημονικών οργάνων. Ήταν το πρώτο έμπειρο σύστημα (expert system).
1966	Ιδρύεται το Εργαστήριο Μηχανικής Νοημοσύνης στο Εδιμβούργο – το πρώτο από μια σημαντική σειρά εγκαταστάσεων που οργανώνονται από τον Ντόναλντ Μίτσι και άλλους.
1970	Αναπτύσσεται το Planner και χρησιμοποιείται στο SHRDLU, μια εντυπωσιακή επίδειξη αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή.
1971	Ξεκινά η εργασία πάνω στο σύστημα αυτόματης απόδειξης θεωρημάτων Boyer-Moore στο Εδιμβούργο.
1972	Η γλώσσα προγραμματισμού Prolog αναπτύσσεται από τον Αλάν Κολμεροέρ.
1973	Ρομπότ συναρμολόγησης «Φρέντι» στο Εδιμβούργο: ένα ευπροσάρμοστο σύστημα συναρμολόγησης που ελέγχεται από υπολογιστές.
1974	Ο Τέντ Σόρτλιφ γράφει τη διατριβή του για το πρόγραμμα MYCIN (Στάνφορντ), το οποίο κατέδειξε μια πολύ πρακτική προσέγγιση στην ιατρική διάγνωση που βασίζεται σε κανόνες, ενώ λειτουργεί ακόμα και

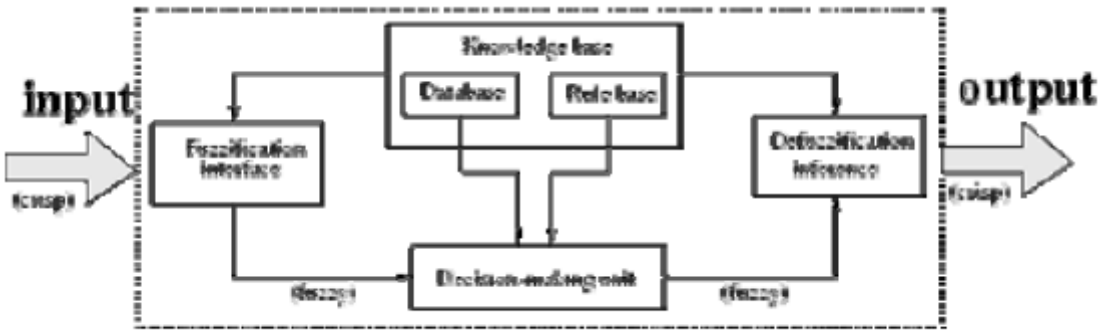
	με παρουσία αβεβαιότητας. Αν και δανείστηκε από το DENDRAL, οι δικές του συνεισφορές επηρέασαν έντονα το μέλλον των έμπειρων συστημάτων, ένα μέλλον με πολλαπλές εμπορικές εφαρμογές.
1991	Η εφαρμογή σχεδίασης ενεργειών DART χρησιμοποιείται αποτελεσματικά στον Α' Πόλεμο του Κόλπου και ανταμείβει 30 χρόνια έρευνας στην ΤΝ του Αμερικανικού Στρατού.
1994	Ντίκμαννς και Ντάιμλερ-Μπενζ οδηγούν περισσότερο από 1000 km σε μια εθνική οδό του Παρισιού υπό συνθήκες βαρείας κυκλοφορίας και σε ταχύτητες ως και 130 km/ώρα. Επιδεικνύουν αυτόνομη οδήγηση σε ελεύθερες παρόδους, οδήγηση σε συνοδεία, αλλαγή παρόδων και αυτόματη προσπέραση άλλων οχημάτων.
1997	Ο υπολογιστής Deep Blue της IBM κερδίζει των παγκόσμιο πρωταθλητή σκακιού Γκάρι Κασπάροφ.
1998	Κυκλοφορεί ο Φέρμπι της Tiger Electronics και γίνεται η πρώτη επιτυχημένη εμφάνιση ΤΝ σε οικιακό περιβάλλον.
1999	Η Sony λανσάρει το AIBO, που είναι ένα από τα πρώτα αυτόνομα κατοικίδια ΤΝ.
2004	Η DARPA ξεκινά το πρόγραμμα DARPA Grand Challenge («Μεγάλη Πρόκληση DARPA»), που προκαλεί τους συμμετέχοντες να δημιουργήσουν αυτόνομα οχήματα για ένα χρηματικό βραβείο.

2.2 Ασαφή Λογική

Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε το 1962 με άρθρο του ο L.A. Zadeh, ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μίας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργάζεται ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με τη θεωρία των πιθανοτήτων [Zadeh, (1962)]. Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών (x, μA(x)) όπου x □X και μA(x)□[0,1]. Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discource) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα

οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή μA(x) λέγεται βαθμός αληθείας (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα [0,1]. Τέλος η συνάρτηση μA ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (συγγένειας) (membership function). Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει μA(x)□{0,1}, δηλαδή το x είτε ανήκει στο A [μA(x)=1] ή δεν ανήκει [μA(x)=0].

Ένας *ασαφής κανόνας* είναι μία υπό συνθήκη έκφραση που συσχετίζει δύο ή περισσότερες ασαφείς προτάσεις. Στην πιο απλή εκδοχή, ένας ασαφής κανόνας έχει τη μορφή: If x is A then y is B
Σε έναν ασαφή κανόνα της μορφής if-then το τμήμα if του κανόνα είναι η υπόθεση (antecedent, premise), ενώ το τμήμα then είναι η απόδοση (consequence) του κανόνα. Μια βάση ασαφών κανόνων αποτελείται από ένα σύνολο ασαφών κανόνων της μορφής if-then που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν ένα σύστημα. Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων ενός συνόλου ασαφών κανόνων καλείται *ασαφής συλλογιστική* (fuzzy reasoning) ή προσεγγιστική συλλογιστική (approximate reasoning).
Ένα *σύστημα ασαφούς συμπερασμού* (fuzzy inference system) είναι μια δομή υπολογισμού που βασίζεται στη θεωρία των ασαφών συνόλων, στους ασαφείς κανόνες if-then και στην ασαφή συλλογιστική. Έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορα πεδία, όπως στον αυτόματο έλεγχο, στην ταξινόμηση δεδομένων, τη λήψη αποφάσεων και στα έμπειρα συστήματα. Ένα σύστημα ασαφούς συμπερασμού είναι γνωστό επίσης και ως “fuzzy rule based system”, “fuzzy expert system”, “fuzzy logic controller”, “fuzzy model” και απλά “fuzzy model”. Ένα σύστημα για συλλογιστική με βάση την ασαφή λογική περιγράφεται, στην γενική του μορφή από το παρακάτω διάγραμμα.



Σχήμα 2.2.1: *Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού (fuzzy inference system)*

Βάση γνώσης (knowledge base): Αποτελείται από τη βάση κανόνων και τη βάση δεδομένων.
Βάση κανόνων (rule base): Περιέχει την κωδικοποίηση ενός αριθμού ασαφών κανόνων (fuzzy rules) της μορφής if-then.

Βάση δεδομένων (database): Ορίζει τις συναρτήσεις συμμετοχής (membership functions) των ασαφών συνόλων που χρησιμοποιούνται στους ασαφείς κανόνες.
Μονάδα λήψης αποφάσεων (decision making unit): Χρησιμοποιεί τους κανόνες και τις συναρτήσεις συμμετοχής, προκειμένου να υλοποιήσει ευέλικτα τη λειτουργία της εξαγωγής συμπερασμάτων.
Επαγωγή Ασαφοποίησης (fuzzification inference): Μετασχηματίζει τα δεδομένα εισόδου σε βαθμούς ταιριάσματος-συγγένειας με τιμές λεκτικών μεταβλητών (linguistic variables).
Επαγωγή Αποασαφοποίησης (defuzzification inference): Μετασχηματίζει τα ασαφή σύνολα (fuzzy sets) που επιστέφονται σαν αποτελέσματα του μηχανισμού επεξεργασίας σε τιμές εξόδου, βαθμωτές (scalar) ή διανυσματικές (vector).

Η κατασκευή ενός συστήματος (π.χ. ελέγχου) βασισμένου σε ασαφή λογική, προϋποθέτει καταρχήν πολύ καλή κατανόηση της διαδικασίας που πρόκειται να μοντελοποιηθεί. Το δυσκολότερο σημείο είναι η επιλογή των ασαφών μεταβλητών, των τιμών τους και των κανόνων με τους οποίους θα συνδυαστούν. Ο προσδιορισμός των διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής συνήθως γίνεται αυτόματα με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Άλλα σημεία που απαιτούν προσοχή είναι η επιλογή κατάλληλου τελεστή συνεπαγωγής, της μεθόδου αποσαφήνισης, κλπ. Ένα από τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχει ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής είναι η σταθερότητα, δηλαδή η ικανότητά του να εμφανίζει καλή συμπεριφορά σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου. Συνήθως η σταθερότητα συμπεριλαμβάνεται σαν ασαφής μεταβλητή στην περιγραφή του συστήματος και σχετικοί κανόνες ρυθμίζουν τη συμπεριφορά του συστήματος.

Χαρακτηριστικά των Neuro-Fuzzy συστημάτων

Τα βασικά χαρακτηριστικά των neurofuzzy συστημάτων συνοψίζονται στα ακόλουθα:
*1. Κατασκευή **ευέλικτου, μη-τυπικού** μοντέλου για τα δεδομένα εκπαίδευσης με την μορφή* ασαφών κανόνων *(fuzzy rules).*
*2. Χρησιμοποίηση **a priori γνώσης** για το πρόβλημα.*
*3. Η αρχική γνώση μπορεί εύκολα να **προσαρμοστεί** βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης με νευρωνικούς αλγορίθμους μάθησης.*
*4. Η γνώση είναι **άμεσα προσπελάσιμη** με την μορφή κανόνων (rules). Οι κανόνες είναι της μορφής if <συνθήκες (conditions) > then <αποτελέσματα (consequents)>.*
5. Ο τρόπος διατύπωσης των κανόνων είναι πολύ κοντά στην κοινή ανθρώπινη λογική και συνεπώς η δυνατότητα των ασαφών συστημάτων για παροχή επεξηγήσεων (explanations) του τρόπου εξαγωγής ενός συμπεράσματος είναι εξαιρετικά αποτελεσματική.
Συγκριτικά με τα νευρωνικά δίκτυα τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των neuro-fuzzy συστημάτων συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 2.2: *Σύγκριση νευρωνικών δικτύων με neuro-fuzzy συστήματα.*

Ιδιότητα	**NEURO-FUZZY**	**NEURAL**
Δυνατότητα επεξήγησης της διαδικασίας	*Πολύ καλή*	Περιορισμένη σε μοντέλα μόνο τοπικής προσέγγισης (π.χ. RBF)
Περιγραφή a-priori μοντέλου	*Άμεση περιγραφή a-priori μοντέλου*	Μόνο ορισμένα μοντέλα (π.χ. rule based neural nets), έχουν δυνατότητα εισαγωγή a priori πληροφορίας
Ταχύτητα Εκπαίδευσης	Αποτελεσματική Εκπαίδευση	Γενικά αργότερη εκπαίδευση από τα νευροασ
Βέλτιστη Μάθηση από Παραδείγματα	*Δεν έχει διατυπωθεί* ακόμη θεωρία	*Υπάρχει πλαίσιο βέλτιστης* εκμετάλλευσης παραδειγμά

2.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

"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

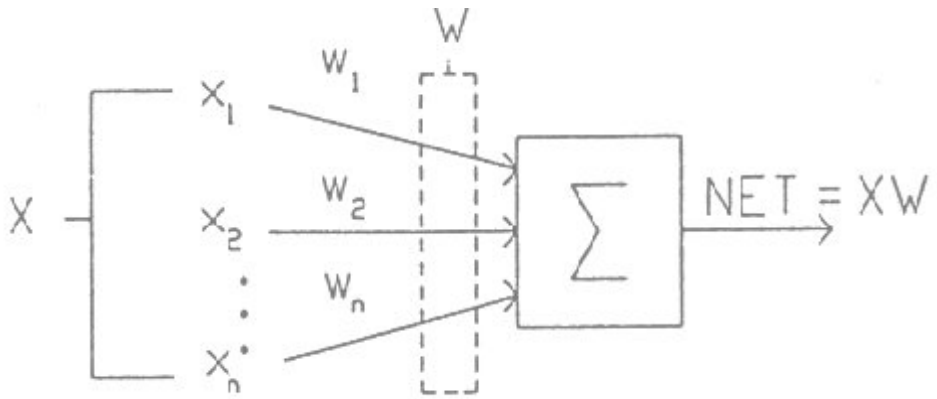
Τα πρώτα βήματα

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) .

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 2.3.1 . 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 χ1,χ2,....,χn , 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 2.3.1: *Τεχνητό Νευρώνιο*

Χαρακτηριστικά

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 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.

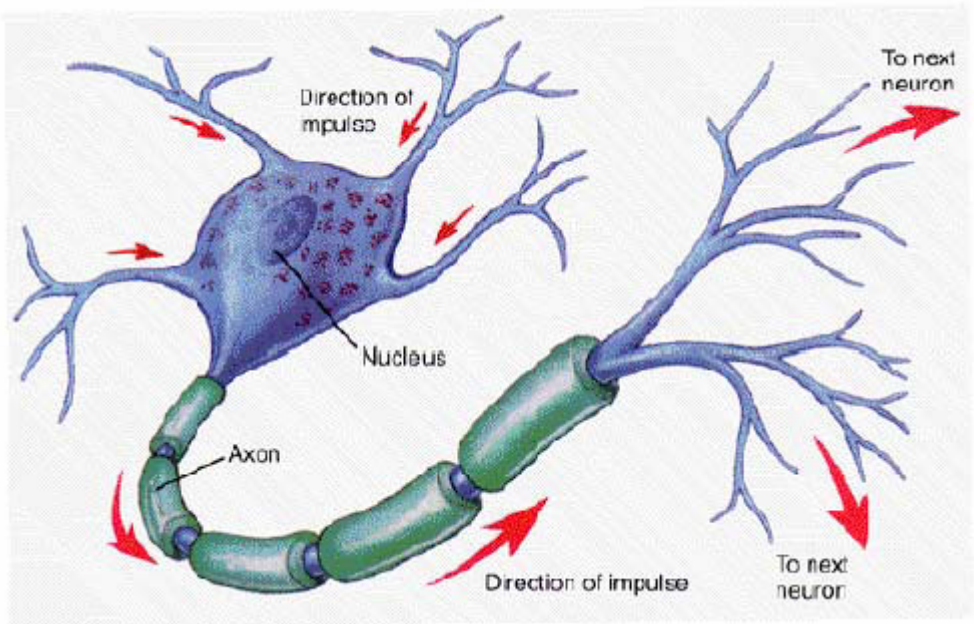
- Τέλος, τα ΤΝΔ είναι μη γραμμικά. Η πρόβλεψη αποτελούσε ανέκαθεν περιοχή εφαρμογής της γραμμικής στατιστικής. Οι παραδοσιακές προσεγγίσεις στην πρόγνωση χρονοσειρών, όπως οι μέθοδοι Box-Jenkins και ARIMA, προϋποθέτουν ότι οι υπό μελέτη χρονοσειρές προέρχονταν από γραμμικές διαδικασίες. Τα γραμμικά μοντέλα 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.

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 2.3.2: *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.

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

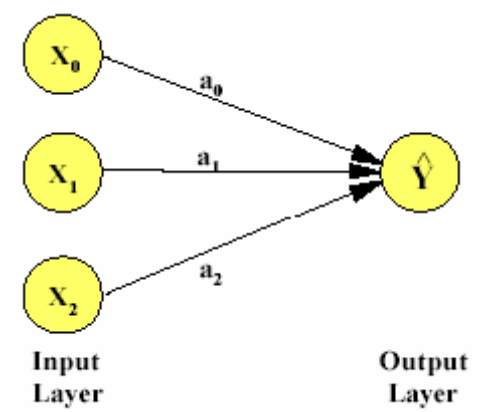
αριθμός των εισόδων) του νευρώνα. Τα βάρη αντιπροσωπεύουν την ενίσχυση ή την από-ενίσχυση της διαδικασίας. Τυπικώς, οι τιμές των δεδομένων εισόδου, xi, είναι εξωτερικές και προκαλούνται από το περιβάλλον. Εναλλακτικά είναι δυνατό να δημιουργούνται από τα δεδομένα εξόδου των άλλων τεχνητών νευρώνων. Μπορεί 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.

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 2.3.3 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 2.3.3: *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:

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

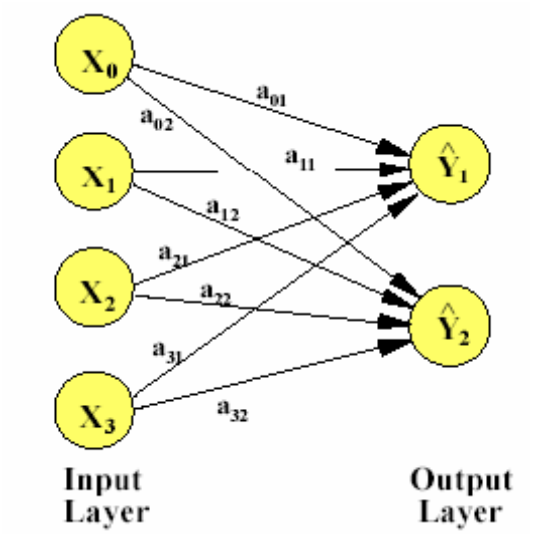
Στη συνέχεια ο νευρώνας εξόδου επεξεργάζεται αυτή την τιμή χρησιμοποιώντας μια *συνάρτηση ενεργοποίησης*, $f(x)$. Στην απλούστερη μορφή feedforward νευρωνικού δικτύου, η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η ταυτότητα, δηλαδή η $f(x) = x$. Στην περίπτωση αυτή η τιμή της σχέσης (1) αποτελεί την τελική έξοδο 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 2.3.4).



Σχήμα 2.3.4: *Απλό feedforward νευρωνικό δίκτυο με δύο εξόδους*

Στο σχήμα 2.3.4 τα a_{ij} εκφράζουν τα βάρη που συνδέουν την είσοδο i με την έξοδο j. Υποθέτοντας και πάλι ότι το Xo είναι ο όρος σταθερού βάρους, οι έξοδοι του δικτύου δίδονται:

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

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

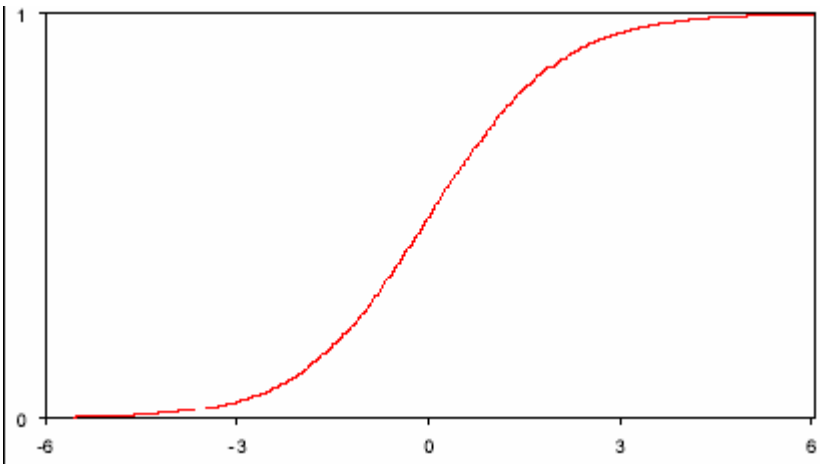
Παίρνουμε ένα σύστημα γραμμικών εξισώσεων παρόμοιο με το σύστημα φαινομενικά ασυσχέτιστων εξισώσεων παλινδρόμησης (seemingly unrelated regression equations) (*à la* Zellner). Όταν υπάρχουν δεδομένα χρονοσειρών, μπορούμε να κατασκευάσουμε νευρωνικά δίκτυα ισοδύναμα με τα μοντέλα διανύσματος αυτοπαλινδρόμησης (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).

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 2.3.5.



Σχήμα 2.3.5: *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.

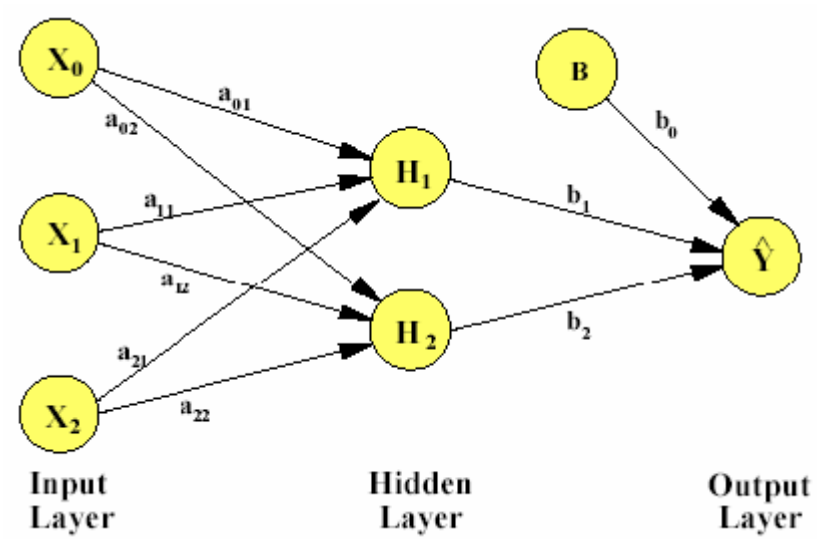
Νευρωνικά Δίκτυα με κρυμμένα επίπεδα

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 2.3.6. 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:

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

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



Σχήμα 2.3.6: *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):

$$Y = b_0 + b_1H_1 + b_2H_2$$

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

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.

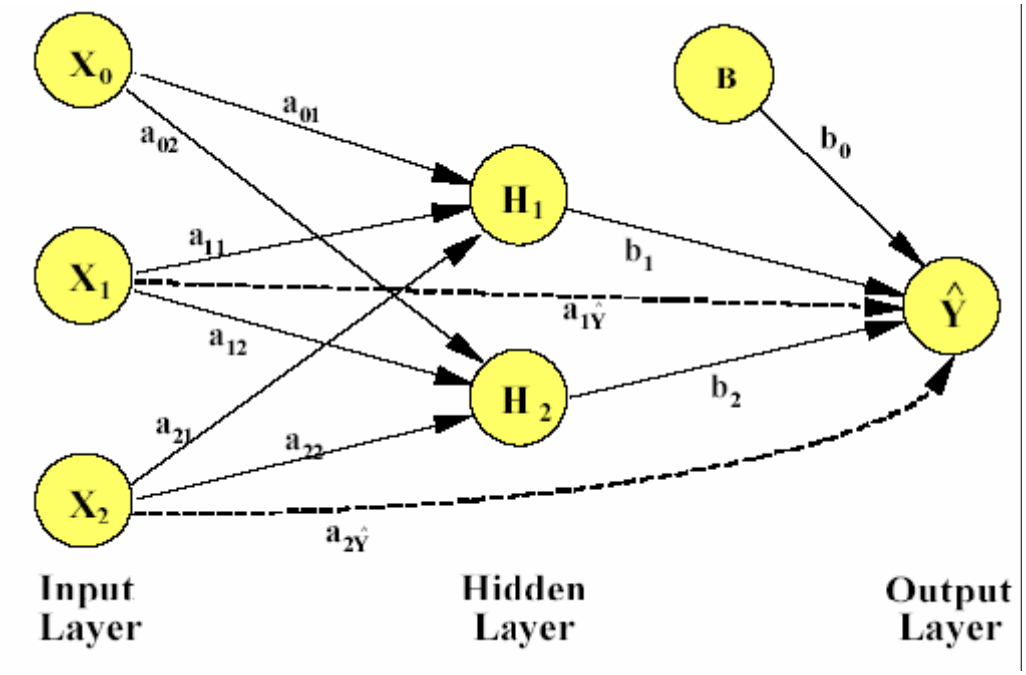
Αυξητικά Νευρωνικά Δίκτυα (Augmented Neural Networks)

Ένα ακόμη είδος νευρωνικών δικτύων μπορεί να κατασκευασθεί με την πρόσθεση άμεσων συνδέσεων από τις εισόδους προς την έξοδο (Σχήμα 2.3.7). 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 Xo να συνδέεται με την έξοδο, καθώς η έξοδος έχει ήδη έναν όρο σταθερού βάρους B.

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:

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

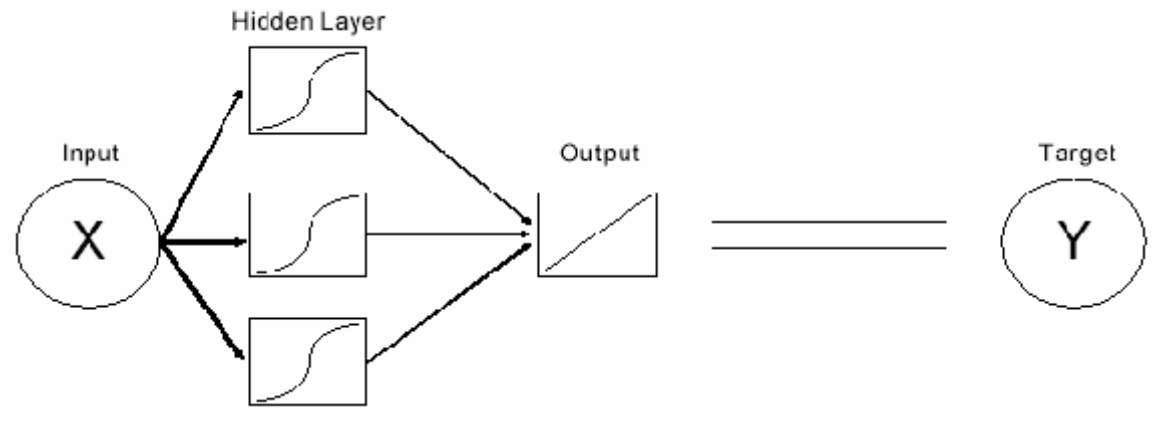
Επομένως το αυξητικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πρότυπο μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης εμπλουτισμένο με μη γραμμικούς όρους. Εάν η εξαρτημένη μεταβλητή που μελετάμε δεν παρουσιάζει μη γραμμικές ιδιότητες, οι συντελεστές b1 και b2 ισοδυναμούν με 0, συνεπώς παίρνουμε ένα πρότυπο γραμμικό μοντέλο.



Σχήμα 2.3.7: *Το αυξητικό νευρωτικό δίκτυο*

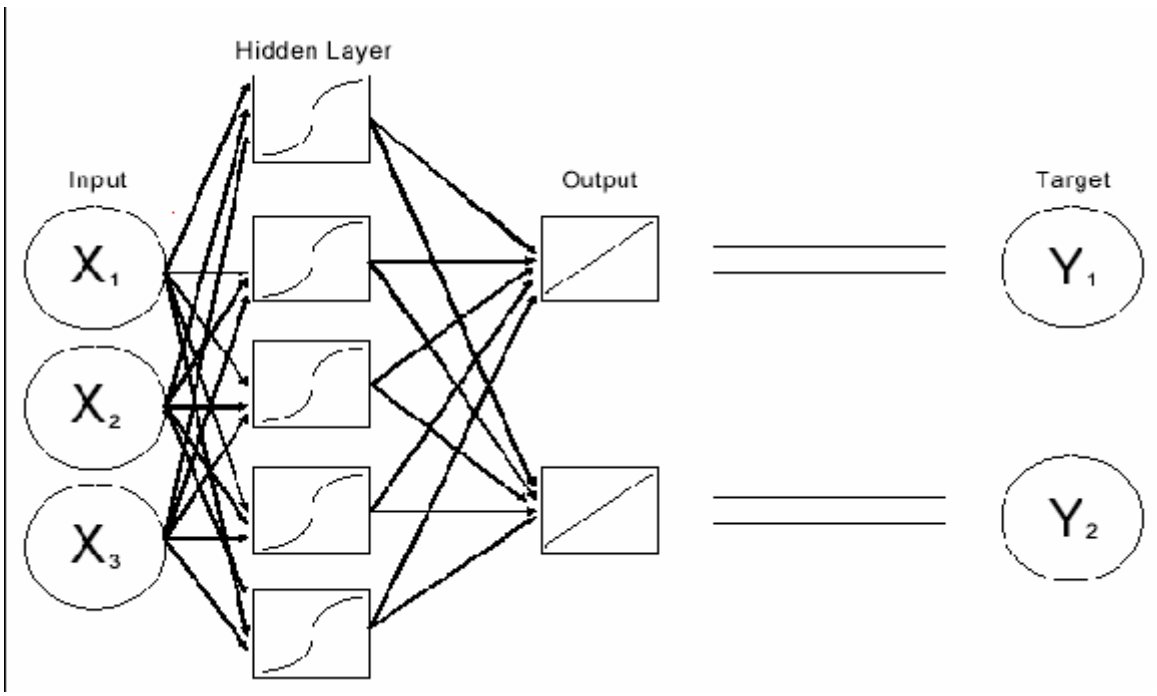
Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων (MLP)

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 2.3.8 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 2.3.8: *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 2.3.9 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 2.3.9: *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 είναι 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.

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:

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

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:

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

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:

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

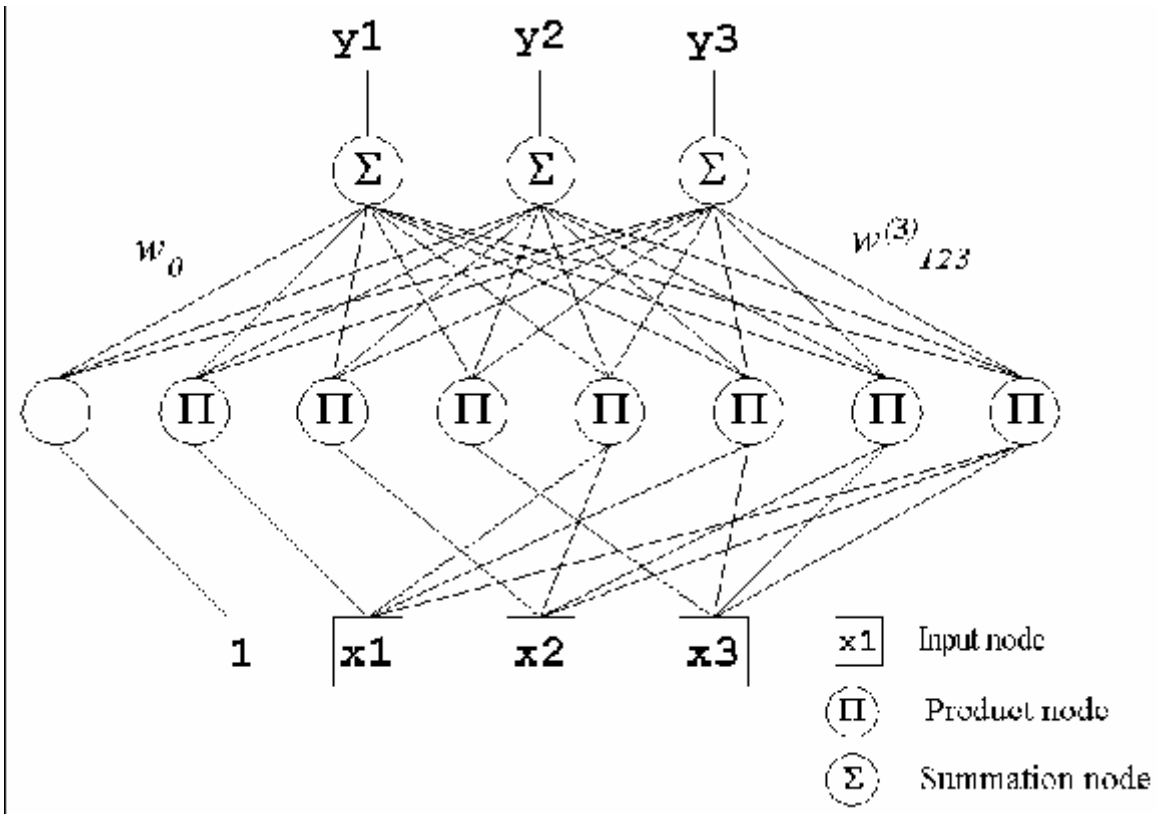
όπου: wi είναι τα βάρη, M είναι ο μέγιστος αριθμός μονώνυμων, xi είναι τα χαρακτηριστικά του διανύσματος εισόδου, r = 0, 1, 2, . . . είναι η δύναμη με την οποία το j-οστό χαρακτηριστικό xi συμμετέχει στο i-οστό μονώνυμο. Η μη γραμμικότητα των συναρτήσεων δομείται από διαδοχικά επίπεδα τα οποία έχουν μονάδες sigma και pi. Στο σχήμα 2.3.10 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 2.3.10: *Το πλήρως συνδεμένο νευρωνικό δίκτυο υψηλής τάξης*

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.

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*

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:

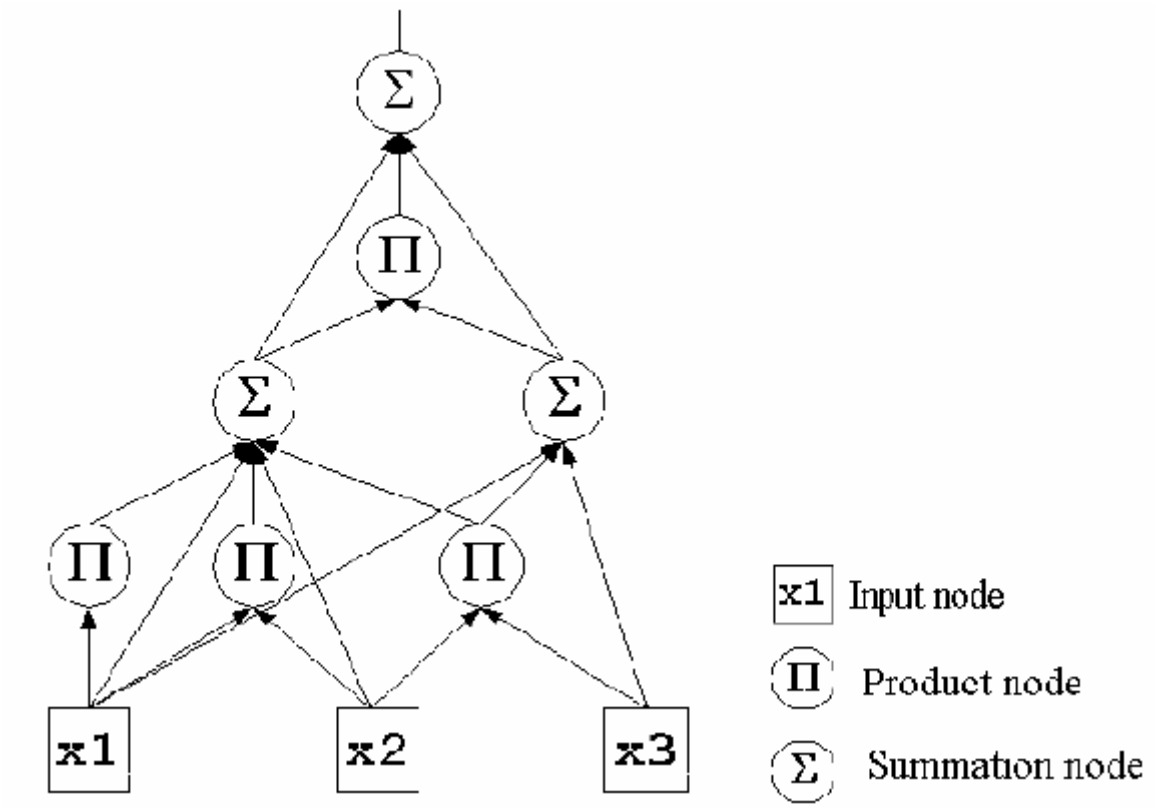
$$s = \sum_j w_i p_j$$

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 2.3.11: *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:

$$s_k = w_0 \mid \sum_{j1} w_{j1} o_{j1} \mid \sum_{j1} \sum_{j2} w_{j1 j2} o_{j1} o_{j2} \mid \sum_{j1} \sum_{j2} \sum_{j3} w_{j1 j2 j3} o_{j1} o_{j2} o_{j3} \mid \ldots$$

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:

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

<u>Αλγόριθμος εκπαίδευσης backpropagation για τα sigma-pi δίκτυα</u>

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:

$\Delta w_{ij1} = \eta \beta_{j1} o_{i1}$ 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.

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:

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

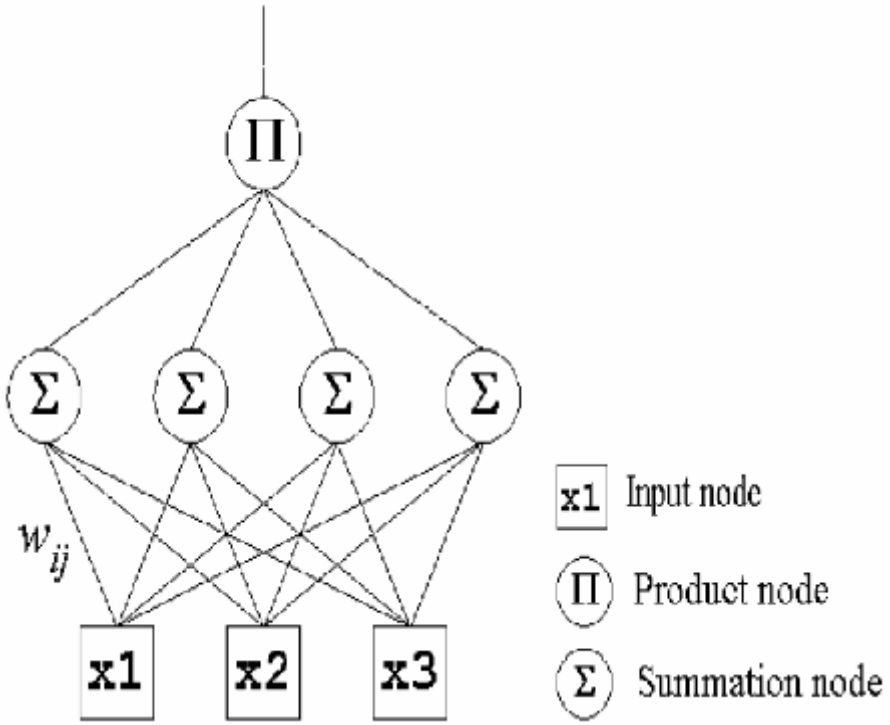
όπου x είναι το διάνυσμα εισόδου, wi είναι τα βάρη, M είναι ο αριθμός των νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο και σ είναι η σιγμοειδής συνάρτηση:

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

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 2.3.12: *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:

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

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

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:

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

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

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

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).

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.

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*.

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.

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.

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.

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):

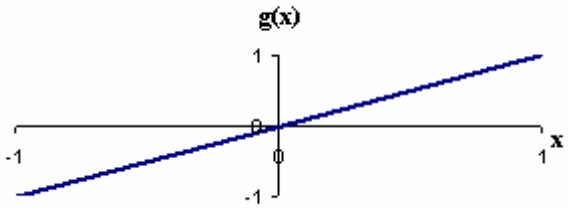
$$f(x) = (\exp(x) - \exp(-x)) / (\exp(x) + \exp(-x))$$

3. Η συνάρτηση ημίτονου ή συνημίτονου:

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

4. Η γραμμική συνάρτηση ή ταυτότητα:

$$f(x) = x$$



Σχήμα 2.3.13: *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.

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.

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.

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.

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.

Πλεονεκτήματα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

1) Η ικανότητά τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων
Αν και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητά τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

2) Η καλύτερη ανοχή σε σφάλματα
Έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά την λειτουργία τους, καθώς η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο. Γενικά, το μέγεθος του σφάλματος λόγω δομικών αστοχιών είναι ανάλογο του ποσοστού των κατεστραμμένων συνδέσεων.

3) Η ικανότητά τους για αναγνώριση προτύπων
Έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευτεί στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας του για να προσδιορίσει μια συγκεκριμένη κατάσταση.

4) Η δυνατότητα θεώρησης τους ως κατανεμημένη μνήμη και ως μνήμη συσχέτισης
Ο χαρακτηρισμός των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ως κατανεμημένη μνήμη πηγάζει από το ότι η πληροφορία που κωδικοποιούν είναι κατανεμημένη σε όλα τα βάρη της συνδεσμολογίας τους. Για τον ίδιο λόγο χαρακτηρίζονται και ως μνήμες συσχέτισης. Μια μνήμη συσχέτισης αποθηκεύει πληροφορία συσχετίζοντας αποθηκευμένα δεδομένα μεταξύ τους. Η παραπάνω οργάνωση επιτρέπει σε ορισμένα είδη τεχνητών νευρωνικών δικτύων να είνα πολύ ανεκτικά σε μικρές αλλαγές στα σήματα εισόδου. Δηλαδή, είναι σε θέση να παράγουν την σωστή έξοδο ακόμη κι αν τα δεδομένα εισόδου είναι λίγο διαφορετικά ή ελλιπή.

Μειονεκτήματα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

1) Αυξημένος υπολογιστικός φόρτος
Συχνά είναι υψηλός για την εκμάθηση ενός δικτύου και γίνεται απαγορευτική η χρησιμοποίηση πολλών μεταβλητών εισόδου, καθώς ένα νευρωνικό δίκτυο απαιτεί και μεγάλο αριθμό δεδομένων εκμάθησης. Ο υπολογιστικός φόρτος αυξάνει εκθετικά όσο αυξάνονται οι είσοδοι στο δίκτυο. Από την άλλη, η εξέλιξη

της επιστήμης των υπολογιστών βοηθάει στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.

2) Αδυναμία επεξήγησης των αποτελεσμάτων του δικτύου
Πολλές φορές το νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται ως ΄΄μαύρο κουτί΄΄, όπου κάποιες είσοδοι οδηγούν σε μία έξοδο χωρίς να υπάρχει κάποια εξήγηση της μεταξύ τους σχέσης. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται συνήθως με ανάλυση ευαισθησίας, κάτι το οποίο εξαρτάται από το είδος του προβλήματος και τον χρήστη του νευρωνικού δικτύου.

3) Αδυναμία μάθησης
Προκαλείται όταν οι κρυφοί νευρώνες είναι λίγοι. Το δίκτυο δεν μαθαίνει τα παραδείγματα εκπαίδευσης και αυτό γίνεται αντιληπτό από το ότι το συνολικό σφάλμα παραμένει σε υψηλά επίπεδα.

4) Υπερπροσαρμογή
Το συγκεκριμένο πρόβλημα εμφανίζεται όταν οι κρυφοί νευρώνες είναι πολλοί. Γίνεται αντιληπτό όταν το συνολικό σφάλμα του νευρωνικού δικτύου παραμένει πολύ μικρό για τα παραδείγματα εκπαίδευσης, αντιθέτως είναι αρκετά μεγάλο σε άγνωστα παραδείγματα. Συνεπώς, το νευρωνικό δίκτυο αντί να γενικεύει εξειδικεύει.

Εφαρμογές 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.

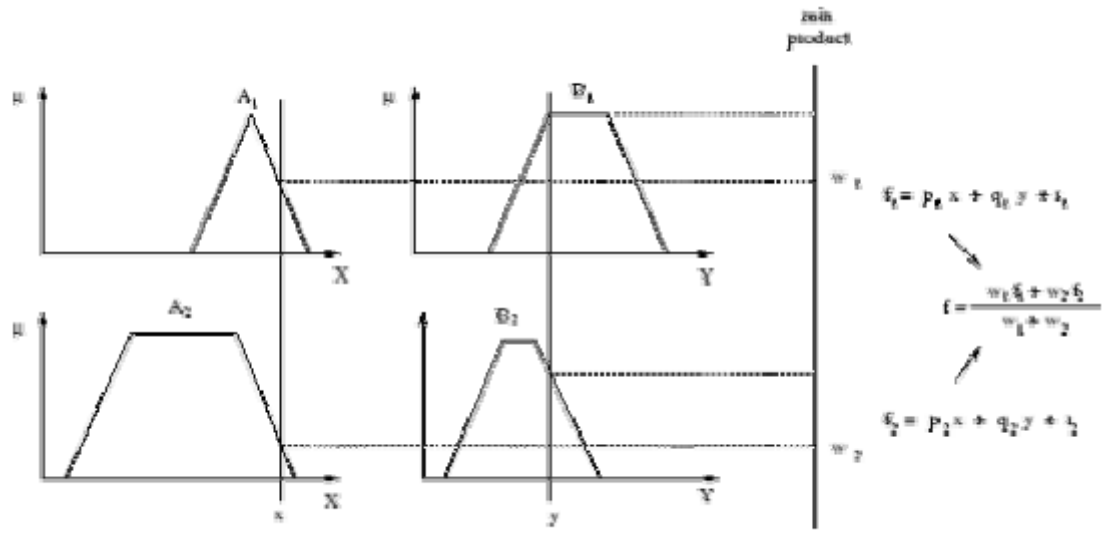
Ειδικότερα, τα προβλήματα πρόβλεψης μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες. Σε προβλήματα ταξινόμησης και σε προβλήματα παλινδρόμησης. Στην ταξινόμηση, το ζητούμενο είναι να αποφανθούμε σε ποιά από ορισμένες διακριτές ομάδες ανήκουν οι διατάξεις δεδομένων εισόδου. Οι εφαρμογές έχουν να κάνουν με εκχώρηση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

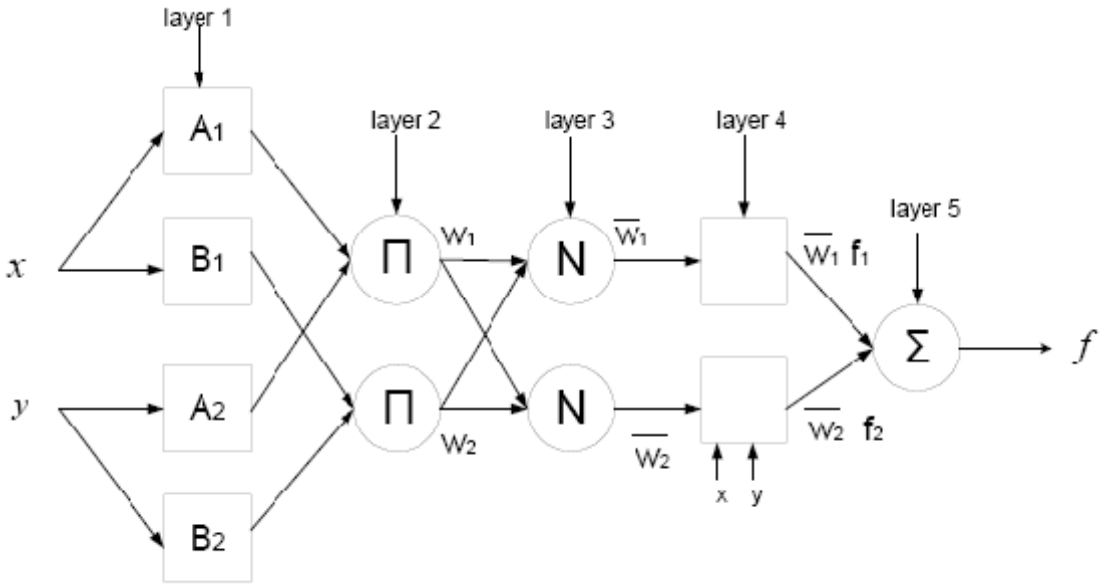
2.4 Το Προσαρμοστικό Νευροασαφές Σύστημα Συμπερασμού - ANFIS

Ένα νευροασαφές σύστημα ορίζεται ως ένας συνδυασμός Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANN) και Ασαφούς Συστήματος Συμπερασμού (Fuzzy Inference System - FIS) κατά τέτοιο τρόπο ώστε ο αλγόριθμος εκμάθησης νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιείται για να καθορίσει τις παραμέτρους του FIS. Το Προσαρμοστικό Νευροασαφές Σύστημα Συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference System, ANFIS) είναι ένα σύστημα που ανήκει στην νευροασαφή κατηγορία.

Λειτουργικά, δεν υπάρχει σχεδόν κανένας περιορισμός στις συναρτήσεις κόμβων ενός προσαρμόσιμου (adaptive) δικτύου εκτός από τμήματα που μπορούν να διαφοριστούν (piecewise differentiability). Δομικά, ο μόνος περιορισμός της διαμόρφωσης δικτύων είναι ότι πρέπει να είναι τύπου πρόσθιας τροφοδότησης. Λόγω αυτού του μικρού περιορισμού, οι εφαρμογές του προσαρμόσιμου δικτύου είναι άμεσες και απέραντες σε διάφορους τομείς.



Σχήμα 4.1: *Ασαφής μηχανισμός συμπερασμού*



Σχήμα 4.2: *Αρχιτεκτονική του ANFIS*

Η βάση κανόνων περιέχει δύο ασαφείς κανόνες τύπου Takagi και Sugeno:

✓ **Κανόνας 1**

Αν x είναι A_1 και y είναι B_1 τότε $f_1 = p_1 \cdot x + q_1 \cdot y + r_1$

✓ **Κανόνας 2**

$$\text{Αν } x \text{ είναι } A_2 \text{ και } y \text{ είναι } B_2 \text{ τότε } f_2 = p_2 \cdot x + q_2 \cdot y + r_2$$

Η αρχιτεκτονική του ANFIS παρουσιάζεται στο σχήμα 4.2. Οι συναρτήσεις κόμβων στο ίδιο επίπεδο είναι της ίδιας οικογένειας συναρτήσεων όπως περιγράφεται παρακάτω.

Επίπεδο 1: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_i^1(x) = \mu_{A_i}(x)$$

όπου x – η είσοδος στον κόμβο i , A_i η γλωσσική ταμπέλα που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου. Με άλλα λόγια, το O_i είναι ο βαθμός συμμετοχής του A_i και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A_i . Συνήθως επιλέγεται το δεύτερο μέλος της συνάρτησης κόμβου, σε σχήμα καμπάνας, με το μέγιστο να είναι ίσο με ένα και το ελάχιστο ίσο με μηδέν, όπως η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^2\right]^{b_i}}$$

ή η γκαουσιανή συνάρτηση:

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^2}$$

όπου $\{a_i\ b_i\ c_i\}$ είναι το σύνολο των παραμέτρων.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλλουν ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως αρχικοί παράμετροι (premise parameters).

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Π, του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος N. Ο i-οστος κόμβος υπολογίζει το λόγο του βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$\overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \qquad i=1,2$$

Για ευκολία, οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_{4,i} = \overline{w}_i * f_i = \overline{w}_i * (p_1 * x + q_i * y + r_i)$$

Όπου w_i είναι η έξοδος του επιπέδου 3 και $\{p_i\ q_i\ r_i\}$ το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

Επίπεδο 5: Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Σ που υπολογίζει τη συνολική έξοδο ως το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων.

$$overall\ \ output = O_{5,i} = \sum_i \overline{w}_i * f_i = \frac{\sum_i w_i * f_i}{\sum_i w_i}$$

2.5 Μοντέλο AR

Ένα στοχαστικό μοντέλο που μπορεί να είναι εξαιρετικά χρήσιμο στην αναπαράσταση ορισμένων πρακτικά εμφανιζόμενων σειρών είναι το αποκαλούμενο αυτόπαλινδρόμενο μοντέλο. Στο μοντέλο αυτό, η τρέχουσα τιμή της διαδικασίας εκφράζεται σαν ένα πεπερασμένο, γραμμικό άθροισμα των προηγούμενων τιμών της διαδικασίας και μια διαταραχή a_t Ας θεωρήσουμε τις τιμές της διαδικασίας σε ίσα χρονικά διαστήματα t, t-1, t-2, … ως z_t, z_{t-1}, z_{t-2}, … Επίσης έστω ότι:

$$\tilde{z}_t, \tilde{z}_{t-1}, \tilde{z}_{t-2}, \ldots$$

είναι αποκλίσεις από το μ, για παράδειγμα

$$\tilde{z}_t = z_t - \mu$$

Τότε το

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \ldots + \phi_\rho \tilde{z}_{t-\rho} + \alpha_t$$

ονομάζεται αυτοπαλινδρόμενη (AR) διαδικασία τάξης p.

Ο λόγος για το όνομα αυτό είναι ότι ένα γραμμικό μοντέλο

$$\tilde{z} = \phi_1 \tilde{x}_1 + \phi_2 \tilde{x}_2 + \ldots + \phi_\rho \tilde{x}_\rho + \alpha$$

που σχετίζει μια εξαρτημένη μεταβλητή z με ένα σετ ανεξάρτητων μεταβλητών x_1, x_2, …, x_ρ συν ένα σφάλμα α, αναφέρεται συχνά σαν ένα παλινδρόμενο μοντέλο, και το z λέγεται ότι παλινδρομείται στα x_1, x_2, …, x_ρ.

2.6 Μοντέλο ARMA

Για να επιτύχουμε μεγαλύτερη ευκαμψία στην προσαρμογή κανονικών χρονοσειρών, είναι μερικές φορές καλύτερο να χρησιμοποιούμε όρους και αυτοπαλινδρόμενους και κινούμενου μέσου στο μοντέλο. Αυτό οδηγεί στο μοντέλο ARMA (mixed autoregressive-moving average)

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \ldots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \ldots - \theta_q a_{t-q}$$

Στην πράξη είναι συνήθως αλήθεια ότι επαρκής αναπαράσταση των πραγματικά εμφανιζόμενων στάσιμων χρονοσειρών μπορεί να παρθεί με αυτοπαλινδρόμενα, κινούμενου μέσου, ή μεικτών μοντέλων, στα οποία τα p και q δεν είναι μεγαλύτερα από 2 και συχνά είναι μικρότερα από 2.

2.7 Τύποι Σφαλμάτων

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.

1. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE)

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

2. Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE)

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

3. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE)

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

4. 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

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, αν και τα πλεονεκτήματα της χρήσης του αμφισβητούνται όταν πρόκειται για την εκτίμηση της σχετικής ακρίβειας μεθόδων πρόβλεψης για διαφορετικά σύνολα δεδομένων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΝΑΚΥΚΛΩΣΗ ΑΠΟΡΡΙΜΜΑΤΩΝ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ ΚΑΙ ΣΤΟΝ ΚΟΣΜΟ – ΓΕΝΙΚΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ ΑΠΟ ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

3.1 Η Ανακύκλωση στη Χώρα μας και ανά τον Κόσμο

Άγνωστη έννοια παραμένει η ανακύκλωση στις περισσότερες χώρες ανά τον κόσμο, ακόμα και στις πιο ανεπτυγμένες. Είναι χαρακτηριστικό ότι αν και το 60% των απορριμμάτων ενός νοικοκυριού θα μπορούσε να ανακυκλωθεί, μόλις το 14,5% ανακυκλώνεται στη Βρετανία και το 1% στην Ελλάδα.

Οι προσπάθειες που έχουν ξεκινήσει μεγάλοι οργανισμοί για την ανακύκλωση σκουπιδιών σε ολόκληρο τον κόσμο είναι μεγάλες αλλά τα αποτελέσματα τους ποικίλουν από χώρα σε χώρα. Σε μερικές χώρες γίνονται πολύ πιο συνειδητά προσπάθειες και τα αποτελέσματα είναι εντυπωσιακά, ενώ σε άλλες η ανακύκλωση είναι κυριολεκτικά στα σπάργανα…

Ελβετία: Η Ελβετία μπορεί να αισθάνεται περήφανη για τις επιδόσεις της αφού τα πλαστικά μπουκάλια που χρησιμοποιούνται στην χώρα είναι κατά 80% ανακυκλωμένα (με το μέσο όρο της Ευρώπης να κυμαίνεται στο 20 με 40%). Οι Ελβετοί, πάντως, δεν ανακυκλώνουν τα σκουπίδια τους μόνο επειδή ενδιαφέρονται για την προστασία του περιβάλλοντος αφού η ανακύκλωση τους συμφέρει οικονομικά. Η κάθε σακούλα σκουπιδιών για να τη μαζέψουν πρέπει να έχει μια ετικέτα η οποία τιμάται περίπου 1 ευρώ και χωρίς ετικέτα η σακούλα έξω από το σπίτι θα μείνει εκεί μέχρι που θα επέμβουν οι αρχές.

Ελλάδα: Στο άλλο άκρο της ανακύκλωσης βρίσκεται η Ελλάδα. Σχεδόν το ένα πέμπτο των σκουπιδιών στην Ελλάδα είναι φτιαγμένο από πλαστικό αλλά μονάχα το 1% ανακυκλώνεται. Η Ελλάδα παραδέχεται ότι είναι 15 χρόνια πίσω από την υπόλοιπη Ευρώπη σε όλους τους τρόπους ανακύκλωσης και είναι πολύ απίθανο να πετύχει τους στόχους που έχει θέσει η Ευρωπαϊκή Ένωση για το 2006. Στην Αθήνα οι κάδοι ανακύκλωσης που υπάρχουν σε όλες τις ευρωπαϊκές πόλεις είναι σπάνιοι με αποτέλεσμα η ανακύκλωση να μην είναι στις προτεραιότητες του Αθηναίου. Το παράδοξο, πάντως, είναι ότι η Αθήνα διαθέτει μια από τις πιο σύγχρονες μονάδες ανακύκλωσης της Ευρώπης η οποία υπολογίζεται ότι κόστισε 75 εκατομμύρια ευρώ και η οποία δεν λειτουργεί.

Ηνωμένες Πολιτείες: Το 28% των σκουπιδιών ανακυκλώνονται στις Ηνωμένες Πολιτείες με την ανακύκλωση ορισμένων υλικών να είναι ακόμη καλλίτερη. Ανακυκλώνεται το 42% των χαρτιών, το 40% των πλαστικών μπουκαλιών, το 55% των κουτιών μπύρας και αναψυκτικών από αλουμίνιο, το 52% όλων των ηλεκτρικών ειδών.

Δανία: Μια από τις πιο πράσινες χώρες της Ευρώπης θεωρείται η Δανία, η οποία δεν αντιμετωπίζει τα σκουπίδια ως σκουπίδια αλλά ως υλικά. Σύμφωνα με τα επίσημα στοιχεία το 31% των σκουπιδιών των νοικοκυριών ανακυκλώνεται, το 62% καίγεται και το 6% καταλήγει σε χωματερές.

Γερμανία: Σοβαρά αντιμετωπίζουν την προστασία του περιβάλλοντος και οι Γερμανοί. Σε κάθε αυλή πολυκατοικίας υπάρχουν τουλάχιστον πέντε διαφορετικοί κάδοι για τα διαφορετικά σκουπίδια που προορίζονται για ανακύκλωση και αν και ο γερμανικός νόμος δεν υποχρεώνει τους πολίτες να ξεχωρίζουν τα σκουπίδια τους, το 90% των Γερμανών το κάνουν από μόνοι τους.

Ιταλία: Αναλόγως την περιοχή, αλλάζουν και οι κανονισμοί για τα σκουπίδια και την ανακύκλωση στη γείτονα χώρα. Στη Ρώμη οι κανονισμοί είναι αυστηροί και όσοι δεν χωρίζουν σε κατηγορίες τα σκουπίδια τους και δεν τα βάζουν στους σωστούς κάδους αντιμετωπίζουν πρόστιμο 619 ευρώ αν υπάρχουν κάδοι ανακύκλωσης σε απόσταση 500 μέτρων από την εξώπορτα τους. Στη νότια Ιταλία οι πολιτικοί της περιοχής ισχυρίζονται ότι η συλλογή και ανακύκλωση των σκουπιδιών ελέγχεται από το οργανωμένο έγκλημα.

3.2 Λιγότερα απορρίμματα, περισσότερες δουλειές

- ***Τα υψηλότερα ποσοστά ανακύκλωσης στη Βρετανία και την Ε.Ε. δημιουργούν περισσότερες θέσεις εργασίας.***

Στην πρόσφατη έκθεση των Φίλων της Γης, που δημοσιεύθηκε το Σεπτέμβριο 2010, προσδιορίζεται η συμβολή του τομέα της ανακύκλωσης, κατά την τελευταία δεκαετία, και παρακολουθείται η ανάπτυξη της απασχόλησης σε αυτόν τον τομέα, καθώς τα ποσοστά και οι ποσότητες ανακύκλωσης αυξάνονται. Εξετάζονται προηγούμενες μελέτες από τη Βρετανία, την ΕΕ και τις ΗΠΑ προκειμένου να εκτιμηθούν οι τάσεις και οι ανακολουθίες. Η Βρετανία όπως και ολόκληρη η Ευρώπη προσπαθεί να ξεπεράσει την παγκόσμια οικονομική κρίση και οι κυβερνήσεις αναζητούν επειγόντως τρόπους περιορισμού των δαπανών του δημόσιου τομέα, ενώ παράλληλα ενθαρρύνουν την καινοτομία και την επιχειρηματικότητα του ιδιωτικού.

Την ίδια στιγμή , παρά την αποτυχία της Συνόδου της Κοπεγχάγης, εξακολουθεί να είναι επιτακτική η ανάγκη για αλλαγές στην οικονομία που θα έχουν ως αποτέλεσμα τις χαμηλότερες εκπομπές άνθρακα. Από την άλλη πλευρά τα κρατικά κονδύλια για το περιβάλλον μειώνονται. Αυτή λοιπόν είναι η πιο κατάλληλη χρονική στιγμή να δημιουργηθούν βιώσιμες «πράσινες» θέσεις εργασίας και η ανακύκλωση και η επαναχρησιμοποίηση μπορούν να συμβάλλουν ουσιαστικά σε αυτό.

Σύμφωνα με συντηρητικές εκτιμήσεις, στην ΕΕ των 27 μπορούν να δημιουργηθούν έως και 322.000 άμεσες θέσεις εργασίας με την ανακύκλωση επιπλέον 115 εκατομμύριων τόνων γυαλιού, χαρτιού, πλαστικού, σιδηρούχων και μη σιδηρούχων μετάλλων, ξύλου, υφασμάτων και οργανικών αποβλήτων. Αυτές οι θέσεις εργασίας θα έχουν αλυσιδωτές επιπτώσεις στην οικονομία και θα μπορούσαν να δημιουργήσουν έμμεσα άλλες 160.900 νέες θέσεις εργασίας .

Στη Βρετανία, αν ο φιλόδοξος αλλά εφικτός στόχος ανακύκλωσης του 70% των δημοτικών αποβλήτων επιτευχθεί ως το 2025, σύμφωνα με συντηρητικές εκτιμήσεις θα δημιουργηθούν 29.400 νέες θέσεις εργασίας που θα σχετίζονται άμεσα με τον τομέα της ανακύκλωσης, 14.700 που θα σχετίζονται έμμεσα (π.χ. προμηθευτές) και 7.300 σε άλλους τομείς.

Στις ΗΠΑ, σύμφωνα με στοιχεία του 2007, παράγονται 254 εκατομμύρια τόνοι αστικών αποβλήτων το χρόνο, από τα οποία τα 85 εκατ. τόνοι (33,4%) ανακυκλώνονται και κομποστοποιούνται (US EPA, 2008). Σε εθνικό επίπεδο εκτιμάται ότι ο τομέας της ανακύκλωσης το 2001 είχε κύκλο εργασιών 236 δισεκατομμύρια δολάρια και σε αυτόν απασχολούνταν άμεσα πάνω από 1,1 εκατομμύριο άνθρωποι σε 56.000 δημόσιους και ιδιωτικούς φορείς το 2001 (US EPA, 2002). Η οικονομική δραστηριότητα της βιομηχανίας ανακύκλωσης και επαναχρησιμοποίησης, υποστηρίζει και άλλες οικονομικές δραστηριότητες, από τις οποίες προμηθεύεται υπηρεσίες και προϊόντα. Αυτό είναι γνωστό ως «έμμεση» απασχόληση. Επιπλέον, οι εργαζόμενοι στη βιομηχανία ανακύκλωσης και επαναχρησιμοποίησης στηρίζουν άλλες οικονομικές δραστηριότητες όταν επενδύουν το μισθό τους σε αγαθά και υπηρεσίες. Αυτό είναι γνωστό ως «προκαλούμενη» απασχόληση.

Στις ΗΠΑ για κάθε θέση εργασίας που δημιουργείται στον τομέα αυτό, αντιστοιχούν άλλες 1,2 «έμμεσες» και 1,3 «προκαλούμενες» νέες θέσεις εργασίας στον ευρύτερο οικονομικό τομέα. Για παράδειγμα μελέτη που έγινε ειδικά για την περιοχή της Αϊόβα, απέδειξε ότι για κάθε θέση απασχόλησης που δημιουργείται στον τομέα της επεξεργασίας ανακυκλώσιμων υλικών, μία ακόμα θέση εργασίας δημιουργείται σε κάποια άλλη περιοχή της χώρας. Στις ΗΠΑ οι μονάδες επεξεργασίας χαρτιού, πλαστικού και μετάλλων, και τα χυτήρια σιδήρου και χάλυβα, απασχολούν το 50% του συνόλου των εργαζομένων στη

βιομηχανία ανακύκλωση (UNEP, ILO, IOE, ITUC., 2008). Επίσης, η ανακατασκευή εξαρτημάτων οχημάτων, ανταλλακτικών αεροσκαφών, ηλεκτρικού εξοπλισμού, επίπλων, μηχανημάτων κ.α. εξελίσσεται σε άλλη μια αναπτυσσόμενη επιχειρηματική δραστηριότητα. Σύμφωνα με μελέτη του Remanufacturing Institute (2003) ο τομέας της ανακατασκευής απασχολούσε το 2003 περίπου 480.000 ανθρώπους.

3.3 Ανακύκλωση ηλεκτρικών συσκευών: δεν πέτυχε τους στόχους η Ιαπωνία

Η μείωση των εκπομπών ρύπων που απέφερε το πρόγραμμα ανακύκλωσης της Ιαπωνίας για τις ηλεκτρικές συσκευές, ήταν πολύ χαμηλότερη συγκριτικά με το αναμενόμενο. «Είναι αλήθεια ότι οι εκτιμήσεις μας ήταν βιαστικές», δήλωσε ο υπουργός Περιβάλλοντος της Ιαπωνίας Ryu Matsumoto, διευκρινίζοντας ότι οι αρχικές προβλέψεις βασίζονταν στην πεποίθηση ότι οι πολίτες θα αντάλλαζαν μια συσκευή που κατασκευάστηκε το 1995, για μια άλλη αντίστοιχου μεγέθους.

Πριν την έναρξη του προγράμματος ανακύκλωσης ηλεκτρικών συσκευών, τον Μάιο του 2009, το υπουργείο Περιβάλλοντος της Ιαπωνίας υπολόγισε ότι μέχρι τον Μάρτιο του 2010 οι εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα θα μειώνονταν κατά 4 εκατομμύρια μετρικούς τόνους. Τον Μάρτιο του 2010 το υπουργείο επανεξέτασε το πρόγραμμα και εκτίμησε ότι η μείωση των εκπομπών ρύπων δεν θα ξεπερνά τους 690.000 τόνους.

Όπως εξήγησαν αξιωματούχοι του υπουργείου Περιβάλλοντος, οι αρχικές εκτιμήσεις ήταν λανθασμένες επειδή βασίστηκαν στην άποψη ότι οι συσκευές που θα ανακυκλώνονταν θα ήταν τεχνολογίας 1995. Ωστόσο, οι συσκευές αυτές ήδη θεωρούνται ξεπερασμένες και σε μεγάλο ποσοστό έχουν ανακυκλωθεί. Εκτός αυτού, πολλοί καταναλωτές αντικατέστησαν για παράδειγμα τις τηλεοράσεις που ανακύκλωσαν με μεγαλύτερες, που ναι μεν είναι πιο αποδοτικές, ωστόσο χρειάζονται περισσότερο ρεύμα.

Με το «Σύστημα Οικολογικών Πόντων», όπως ονομάζεται το πρόγραμμα ανακύκλωσης, οι καταναλωτές κερδίζουν πόντους, τους οποίους μπορούν να ανταλλάξουν με αντικείμενα. Επιπλέον, κερδίζουν πιστοποιητικά όταν αγοράζουν ενεργειακά αποδοτικές τηλεοράσεις, ψυγεία και κλιματιστικά. Το πρόγραμμα ανακύκλωσης ηλεκτρικών συσκευών που ξεκίνησε η Ιαπωνία με στόχο τη μείωση των ενεργοβόρων συσκευών και των εκπομπών ρύπων, αναμένεται να ολοκληρωθεί τον επόμενο μήνα (άρθρο 2010).

3.4 Κίνα: πέτυχε «ανακύκλωση» πυρηνικών καυσίμων

Ενεργειακή ασφάλεια για τα επόμενα 3.000 (!) χρόνια φαίνεται να εξασφαλίζει η Κίνα, καθώς, σύμφωνα με επίσημη ανακοίνωση, επιστήμονές της ανέπτυξαν τεχνολογία για «ανακύκλωση» πυρηνικών καυσίμων.

Όπως ανακοινώθηκε από την κρατική τηλεόραση CCTV, η τεχνική, που επιτρέπει την επεξεργασία και εκ νέου χρήση πυρηνικών καυσίμων, τελειοποιήθηκε από τη δημόσια επιχείρηση China National Nuclear Corp. Πρόκειται για άκρως απόρρητο εγχείρημα και δεν δημοσιοποιήθηκαν άλλες λεπτομέρειες. Σύμφωνα με επίσημα στοιχεία, τα κινεζικά αποθέματα ουρανίου θα επαρκούσαν για 70 χρόνια. Κινέζοι ερευνητές εκτιμούν ότι, χωρίς τη δυνατότητα ανακύκλωσης, η Κίνα θα χρειαζόταν να προμηθεύεται από το εξωτερικό το 60% του απαιτούμενου ουρανίου το 2020. «Με την ανακάλυψη μπορούμε να χρησιμοποιούμε τα υπάρχοντα αποθέματα ουρανίου για τα επόμενα 3.000 χρόνια» ανακοινώθηκε από τη CCTV. Η τεχνολογία βοηθά επίσης σημαντικά την Κίνα να μειώσει την εξάρτησή της από τον άνθρακα, που αυτή τη στιγμή καλύπτει περίπου το 70% των αναγκών της χώρας σε ενέργεια.

Η Κίνα, όπως η Γαλλία, η Μ. Βρετανία και η Ρωσία προωθεί την εκ νέου χρήση πυρηνικών καυσίμων, υποστηρίζοντας ότι η προσέγγιση όχι μόνο υπέρ πολλαπλασιάζει τα αποθέματα, αλλά μειώνει και την ποσότητα ραδιενεργών αποβλήτων. Ανεξάρτητοι ερευνητές της διεθνούς κοινότητας υποστηρίζουν ωστόσο ότι η πρακτική εφαρμογή της ανακύκλωσης πυρηνικών συναντά σημαντικά τεχνικά και οικονομικά προβλήματα.

3.5 Παραγωγή βιοαερίου από ανακύκλωση αποβλήτων μπύρας

Μια ζυθοποιία στο Σάφολκ της ανατολικής Αγγλίας άρχισε ν' ανακυκλώνει τα απόβλητα από την παρασκευή της μπύρας της για την παραγωγή βιοαερίου, με αποτέλεσμα να παράγεται αρκετή ενέργεια για να καλύψει τις ανάγκες (θέρμανση και μαγείρεμα) 235 νοικοκυριών.

Το πρόγραμμα της ζυθοποιίας Adnams στο Σάουθγουολντ του Σάφολκ που υλοποιείται σε συνεργασία με την εταιρία φυσικού αερίου British Gas, περιλαμβάνει τη μετατροπή σε βιοαέριο των απορριμμάτων από το κριθάρι που χρησιμοποιείται στην παρασκευή της μπύρας. Το παραχθέν βιοαέριο διοχετεύτηκε την Τετάρτη στο εθνικό δίκτυο φυσικού αερίου. Σύμφωνα με τη ζυθοποιία, κάθε νοικοκυριό καταναλώνει για θέρμανση και μαγείρεμα ενέργεια που ισοδυναμεί με την ποσότητα των απορριμμάτων που παράγονται από τη διαδικασία παρασκευής 150 λίτρων μπύρας.

Η μονάδα βιοαερίου αναμένεται να παράγει αρκετή πράσινη ενέργεια ώστε να λειτουργεί η ζυθοποιία και τα φορτηγά της, διοχετεύοντας το 60% του παραχθέντος αερίου στο εθνικό δίκτυο φυσικού αερίου. Τα απόβλητα του εργοστασίου του βιοαερίου μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν από τους αγρότες ως λίπασμα για την καλλιέργεια του κριθαριού, από το οποίο παρασκευάζεται η μπύρα.

Η παραγωγή βιοαερίου αποτρέπει την προσφυγή στις ορυκτές πηγές ενέργειας (φυσικό αέριο, άνθρακας, πετρέλαιο) που ευθύνονται για τις εκπομπές των αερίων που προκαλούν το φαινόμενο του θερμοκηπίου. Η χρήση των οργανικών αποβλήτων είναι επίσης μια εναλλακτική για την αποσύνθεσή τους σε μεθάνιο, ένα ισχυρό αέριο που προκαλεί το φαινόμενο του θερμοκηπίου. «Είναι μια εξαιρετική εβδομάδα όσον αφορά την πρόοδο που επιτεύχθηκε στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας», δήλωσε ο βρετανός υφυπουργός αρμόδιος για την Κλιματική Αλλαγή Γκρεγκ Μπάρκερ.

Πράγματι, ένα δεύτερο πρόγραμμα «πράσινης» ενέργειας ανακοινώθηκε στη Βρετανία αυτή την εβδομάδα: ένα εργοστάσιο μετατροπής των ακάθαρτων

υδάτων σε βιοαέριο άρχισε να λειτουργεί στο Οξφορντσάιρ της νότιας Αγγλίας. Εκεί ακόμη, πρόκειται να παράγεται βιοαέριο και βιομεθάνιο ώστε να τροφοδοτείται το εθνικό δίκτυο φυσικού αερίου. Το πρόγραμμα ύψους 2,5 εκατομμυρίων στερλινών υλοποιείται σε συνεργασία με τις εταιρίες British Gas, Thames Water, Scotia Gas Networks και επιτρέπει την παραγωγή ενέργειας για την απαιτούμενη κατανάλωση ενέργειας σε 200 νοικοκυριά. Το βιοαέριο παράγεται από τη ζύμωση οργανικών υλικών, ζωικών και φυτικών (μεθανοποίηση). Αρκετές χιλιάδες εργοστάσια μεθανοποίησης λειτουργούν ήδη στην Ευρώπη με γεωργικά, βιομηχανικά και οικιακά οργανικά απόβλητα.

Η Βρετανία έχει δεσμευτεί να παράγει το 15% της ενέργειάς της από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας μέχρι το 2020, εντός ευρωπαϊκού πλαισίου. Τουλάχιστον το 15% της κατανάλωσης φυσικού αερίου μπορεί να διασφαλιστεί από το βιομεθάνιο, σύμφωνα με την εταιρία διαχείρισης του εθνικού δικτύου φυσικού αερίου.

3.6 Προγενέστερη Έρευνα

Όπως αναφέρουν οι Clive Petty-Tom Pointon, οι ειδικοί του βιομηχανικού μάρκετινγκ μπορούν να χρησιμοποιούν ελεύθερα διαθέσιμες πηγές δεδομένων και στατιστικά πακέτα για τη διευκόλυνση των επιχειρήσεων εμπορίας και προγραμματισμού. Η έμφαση δίνεται στη ρεαλιστική πρόβλεψη που αφορά το πρόβλημα της δημιουργίας ζήτησης για ανακυκλωμένο χαρτί σε εργοστάσιο στην Ολλανδία. Κατασκευάζουν ένα οικονομετρικό μοντέλο το οποίο κάνει μια εκτίμηση για τη συνολική κατανάλωση χαρτιού και χαρτονιού και την ποσότητα των δύο υλικών που ανακτάται, χρησιμοποιώντας διαθέσιμα δεδομένα του εργοστασίου.
Κατά την κατασκευή του μοντέλου ήταν αναγκαία η γνώση για το επίπεδο της κατανάλωσης χαρτιού και χαρτονιού. Το οποίο ορίστηκε ως εξής:
Φαινομενική κατανάλωση = Παραγωγή + Εισαγωγές - Εξαγωγές
Τα πλεονεκτήματα από τη χρήση του μοντέλου είναι τα ευκόλως διαθέσιμα δεδομένα, που μειώνουν τα έξοδα. Κατά συνέπεια η επεξεργασία τους δεν απαιτεί εκτεταμένες στατιστικές γνώσεις αφού τα αποτελέσματα του μοντέλου δίνονται μέσω υπολογιστή.

Για τον Kerry Turner (1985)*,* οι μελλοντικές προοπτικές για τις δραστηριότητες ανακύκλωσης, και ιδίως για την αξιοποίηση των αχρήστων αναλύονται υπό το φως της πρόσφατης παρατεταμένης ύφεσης στο διεθνές οικονομικό σύστημα. Η έννοια της ‘’κοινωνικά’’ βέλτιστης ισορροπίας μεταξύ ανακύκλωσης και διάθεσης διερευνώνται και χρησιμοποιούνται για να επισημάνουν μελλοντικές

δημόσιες πολιτικές σχετικά με την ανακύκλωση.
Ένα μοντέλο εισροών - εκροών πρόβλεψης αναπτύσσεται και βαθμονομείται για την πρόβλεψη αχρήστων κατά την περίοδο έως το 1990. Το μοντέλο προβλέπει ότι τα επίπεδα κατανάλωσης των αποβλήτων χαρτιού είναι απίθανο να αυξηθούν δραματικά, καθώς και ότι οι οικονομικές τύχες της ΕΟΚ στη βιομηχανία των αχρήστων θα συνεχίσει να εξαρτάται από την υγεία που θα αποπνέουν οι βιομηχανίες χαρτιού και χαρτονιού.

Σύμφωνα με τους Shu Ling Zhang, Zhen Xiu Zhang, Kaushik Pal, Zhen Xiang Xin, Joshua Suh, Jin Kuk Kim, η Ανακύκλωση παριστάνει μια έγκυρη εναλλακτική για την χρησιμοποίηση αποβλήτων που δημιουργούνται μετά την κατανάλωση υλικών ώστε να παραχθούν νέα υλικά με καλές ιδιότητες. Στο άρθρο αυτό γίνεται προσπάθεια για Πρόβλεψη των μηχανικών ιδιοτήτων των αποβλήτων του πολυπροπυλενίου/ απορριμμάτων από καουτσούκ με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε σχέση με την επίδραση της ασφάλτου. Βελτιστοποίηση έγινε με τη χρήση τεχνικής υβριδικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου και γενετικού αλγορίθμου (GA-ANN). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι παράγονται μίγματα αρκετά καλής ποιότητας καταδεικνύοντας ακόμα μια φορά ότι τα οφέλη από την ανακύκλωση είναι πάρα πολλά.

Οι Roohollah Noori, Mohammad Ali Abdoli, Ashkan Farokhnia, Maryam Abbasia, χρησιμοποιούν το προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα συμπερασμού (WT-ANFIS) και το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (WT-ANN) για να προβλεφθεί η εβδομαδιαία ποσότητα στερεών αποβλήτων στην Τεχεράνη. Χρησιμοποιούνται μεταβλητές εισόδου οι οποίες είναι παρελθοντικές ποσότητες στερεών αποβλήτων και προβλέπονται οι μελλοντικές. Τα αποτελέσματα που δίνουν τα δύο μοντέλα κρίνονται ικανοποιητικά, αλλά προτιμάται το ANFIS λόγω μικρότερου βαθμού αβεβαιότητας.

Οι M.I. Mazhar, S. Kara, H. Kaebernick (2007) προτείνουν μια ολοκληρωμένη προσέγγιση τριών φάσεων. Η πρώτη φάση αναλύει στατιστικώς τη συμπεριφορά των εξαρτημάτων για επαναχρησιμοποίηση. Η γνωστή μέθοδος αξιολόγησης αξιοπιστίας, η ανάλυση Weibull, εφαρμόζεται για την εκτίμηση της μέσης ζωής των εξαρτημάτων. Κατά τη δεύτερη φάση, αναπτύσσεται ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) για να προβλέψει τη διάρκεια ζωής των νέων προϊόντων. Τα πλεονεκτήματα της εν λόγω προσέγγισης έναντι παραδοσιακών προσεγγίσεων που χρησιμοποιούν ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης επισημαίνονται με τη χρήση και επεξεργασία εμπειρικών δεδομένων από ένα καταναλωτικό προϊόν. Τέλος, στην τρίτη φάση η ανάλυση Weibull και το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ενσωματώνονται με σκοπό την εκτίμηση της υπολειπόμενης ωφέλιμης ζωής των εξαρτημάτων για επαναχρησιμοποίηση.

Οι J.A. Hernandez, A. Bassam, J. Siqueiros, D. Juarez-Romero χρησιμοποιούν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εφαρμόζεται για τον υπολογισμό των βέλτιστων συνθηκών λειτουργίας για τον συντελεστή συμπεριφοράς (COP). Πρόκειται για μια διαδικασία καθαρισμού νερού με ενσωματωμένο ένα μετασχηματιστή απορρόφησης θερμότητας σχετικά με την ανακύκλωση της ενέργειας. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) μοντέλο έχει αναπτυχθεί για την πρόβλεψη της COP η οποία αυξήθηκε με την ανακύκλωση ενέργειας. Αυτό το μοντέλο ΑΝΝ λαμβάνει υπόψη ως είσοδο και έξοδο, θερμοκρασίες για κάθε ένα από τα τέσσερα συστατικά στοιχεία (απορροφητή, γεννήτρια, εξατμιστή και συμπυκνωτή). Είναι ένα δίκτυο με μία είσοδο και έξοδο, καθώς και ένα κρυμμένο επίπεδο με τρεις νευρώνες. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει τον συντελεστή συμπεριφοράς όταν οι μεταβλητές εισόδου (συνθήκες λειτουργίας) είναι γνωστές.

Στη μελέτη των **Chitsan Lina, Chun-Lan Huangb, Chien-Chuan Sherna (2008)** γίνεται αναφορά στα απόβλητα αδρανών υλικών (πέτρες, μπετόν) και στην χρησιμότητά τους στην παραγωγή έτοιμου σκυροδέματος. Υπολογίζεται το μέτρο ελαστικότητας και η αντοχή του παραγόμενου προϊόντος τόσο πειραματικά όσο και με τη χρήση νευρωνικού δικτύου. Το μοντέλο εκπαιδεύεται και αξιολογείται με βάση τις μετρήσεις που έχουν γίνει σε παλαιότερη έρευνα. Το συμπέρασμα που εξάγεται είναι πως τα αποτελέσματα που δίνει το μοντέλο σχεδόν ταυτίζονται με τα πειραματικά, γεγονός που καταδεικνύει την ικανότητα των νευρωνικών δικτύων σε τέτοιου είδους προβλήματα.

Οι Dipl.-lng. Claudia Hentschel, Prof. Dr.-lng. Gunther Seliger, D r. Eyal Zussman (1995) παρουσιάζουν μια προσέγγιση για τον σχεδιασμό του συστήματος ανακύκλωσης των χρησιμοποιημένων προϊόντων στο τέλος του κύκλου ζωής τους. Δίνεται έμφαση στο σχεδιασμό των κυτταρικών συστημάτων ανακύκλωσης με τη χρήση της τεχνολογίας της ομάδας. Οι τρέχουσες προσεγγίσεις χρησιμοποιούν διαδικασία σχεδιασμού και χαρακτηριστικά για το σχηματισμό της ομάδας στον τομέα της μεταποίησης. Η διαδικασία ανακύκλωσης ενός προϊόντος, όμως, χαρακτηρίζεται από αβεβαιότητες που οφείλονται σε επιδράσεις χρήσης από το προϊόν. Εδώ χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά από τη χρήση χαρτιού. Προκειμένου να εξεταστούν εφαρμόζεται η θεωρία της ασαφούς λογικής.

Η μέθοδος πρόβλεψης της μελλοντικής ζήτησης για απορρίμματα χαρτιού που χρησιμοποιείται από τους **R. Kerry Turner and Richard P. Grace** μπορεί να χωριστεί σε δύο μέρη, (α) μια μακροπρόθεσμη πρόβλεψη, η οποία προεκτείνει τον παρελθοντικό ρυθμό ανάπτυξης και έχει σχέση με τις επενδυτικές αποφάσεις και (β) πρόβλεψη του κύκλου απορριμμάτων χαρτιού, όπου μια σύντομη

προσέγγιση έχει σχεδιαστεί για να προβλεφθούν οι αποκλίσεις από τη μεγάλη αναπτυξιακή πορεία εκτέλεσης, η οποία έχει προφανείς χρήσεις για τη βιομηχανία και για τη διαμόρφωση της κοινωνικής πολιτικής. Τα αποτελέσματα μας δείχνουν ζήτηση για χρήση απορριμμάτων χαρτιού από 2,4 x 10^6 τόνους ετησίως από το 1980 και 1985 αντίστοιχα. Κατά τη διάρκεια των επόμενων 2-3 ετών η ζήτηση θα συνεχίσει να αυξάνεται και μέχρι το τέλος του 1977-1978 θα κορυφωθεί.

Οι M. Athanassiou, A. Zabaniotou (2007), παρουσιάζουν την εφαρμογή των σύγχρονων τεχνολογιών ανακύκλωσης, σύμφωνα με την ευρωπαϊκή νομοθεσία, με στόχο την ανάκτηση του χαρτιού, γυαλιού, πλαστικού, αλουμινίου και μη σιδηρούχων μετάλλων από αστικά στερεά απόβλητα (ΑΣΑ). Η διεθνής κατάσταση αξιολογείται, σημειώνονται οι γενικές τάσεις και αναφέρονται οι κύριες πρακτικές ανακύκλωσης . Το έγγραφο παρουσιάζει επίσης μια επισκόπηση των υφιστάμενων πρακτικών και περιβαλλοντικών επιπτώσεων τους στην Κύπρο και ασχολείται με το σχεδιασμό και τη σκοπιμότητα ενός εργοστασίου ανακύκλωσης που βρίσκεται στην Πάφο. Τρεις πρακτικές ανακύκλωσης για ανακυκλώσιμα υλικά που διαχωρίζονται στην πηγή, ποικίλει ανάλογα με το επίπεδο του αυτοματισμού (0%, 50%, 100%), έχουν μελετηθεί από τεχνικής και οικονομικής άποψης. Μια ανάλυση ευαισθησίας πραγματοποιήθηκε προκειμένου να καθοριστούν οι πιο σημαντικές παράμετροι που επηρεάζουν τη βιωσιμότητα ενός συστήματος ανακύκλωσης. Έχει αποδειχθεί ότι ένα πλήρως αυτοματοποιημένο εργοστάσιο ανακύκλωσης με χωρητικότητα 6 tn / h ανακυκλώσιμων υλικών που βρίσκονται στη βιομηχανική περιοχή της Πάφου, φαίνεται να είναι υπό όρους εφικτή και οικονομικά συμφέρουσα λύση.

Στη μελέτη **των Brian Dyson, Ni-Bin Chang (2004)** παρουσιάζεται μια νέα προσέγγιση - σύστημα δυναμικής προσομοίωσης- για την πρόβλεψη των στερεών αποβλήτων σε μια ταχέως αναπτυσσόμενη αστική περιοχή με βάση ένα σύνολο περιορισμένων δειγμάτων. Για την αντιμετώπιση των επιπτώσεων στην αειφόρο ανάπτυξη της πόλης, η πρακτική εφαρμογή εκτιμήθηκε από μια μελέτη περίπτωσης στην πόλη του Σαν Αντόνιο, στο Τέξας των ΗΠΑ. Πρόκειται για μία από τις ταχύτερα αναπτυσσόμενες περιοχές στη Βόρεια Αμερική, λόγω των οικονομικών επιπτώσεων από την Βορειοαμερικανική Συμφωνία Ελεύθερων Συναλλαγών (NAFTA). Η ανάλυση παρουσιάζει διάφορες τάσεις των στερεών αποβλήτων που σχετίζονται με πέντε διαφορετικά μοντέλα στερεών αποβλήτων, με τη χρήση ενός συστήματος δυναμικής προσομοίωσης (Στέλλα). Έρευνες έχουν αποδείξει ότι μια τέτοια νέα προσέγγιση πρόβλεψης είναι σε θέση να καλύψει μια ποικιλία πιθανών αιτιολογικών μοντέλων και μια σειρά από αναπόφευκτες αβεβαιότητες, όταν την ίδια στιγμή παραδοσιακές μέθοδοι ελαχίστων

τετραγώνων και παλινδρόμησης δεν μπορούν να διαχειριστούν τέτοια ζητήματα.

Σύμφωνα με τους **J. Navarro-Esbrı, E. Diamadopoulos, D. Ginestar (2001)** ο επιτυχής σχεδιασμός και η λειτουργία ενός συστήματος διαχείρισης στερεών αποβλήτων εξαρτάται από τη γνώση της διαδικασίας παραγωγής των αστικών στερεών αποβλήτων και από τις ακριβείς προβλέψεις των παραγόμενων ποσοτήτων στερεών αποβλήτων. Τα μοντέλα ανάλυσης και πρόβλεψης βασίζονται σε δημογραφικούς και κοινωνικοοικονομικούς παράγοντες. Ωστόσο, αυτό το είδος ανάλυσης σχετίζεται με τα υπάρχοντα δεδομένα. Η δυναμική ανάλυση για την παραγωγή των ΑΣΑ μπορεί να γίνει με τη χρήση χρονοσειρών με ποσότητες στερεών αποβλήτων που παράγονται. Σε αυτό το άρθρο προτείνονται κάποια εργαλεία για την ανάλυση χρονοσειρών και πρόβλεψης για την μελέτη του προβλήματος των στερεών αποβλήτων. Προτείνεται μια μη γραμμική δυναμική τεχνική πρόβλεψης και γίνεται σύγκριση με τ' αποτελέσματα της μεθόδου του κινούμενου μέσου (ARIMA), που ασχολούνται με βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη. Τέλος, παρουσιάζεται μια πρακτική εφαρμογή μελέτης χρονοσειρών των στερεών αποβλήτων σε τρεις πόλεις στην Ισπανία και στην Ελλάδα αντίστοιχα.

Στην δική τους μελέτη το 2007 **οι Fuzhan Nasiri, Gordon Huang** εισάγουν ένα μεθοδολογικό πλαίσιο για την εκτίμηση των περιβαλλοντικών επιδόσεων των προγραμμάτων ανακύκλωσης των αποβλήτων. Έχουν αναπτύξει δύο κατηγορίες δεικτών: οι δείκτες απόδοσης που συγκρίνουν τα περιβαλλοντικά επιτεύγματα του προγράμματος με τις απαιτούμενες δαπάνες (παροχές ανά μονάδα κόστους), καθώς και τους δείκτες αποτελεσματικότητας που συγκρίνουν τα περιβαλλοντικά οφέλη ενός προγράμματος με το ποσό των παραγόμενων αποβλήτων (οφέλη ανά μονάδα αποβλήτων). Η συγκέντρωση των δεικτών αυτών, δίνει έναν αριθμό περιβαλλοντικών δεικτών απόδοσης που αντιπροσωπεύουν την κατάσταση της περιβαλλοντικής επίδοσης. Αυτό το σκορ με βάση την αξιολόγηση έχει δύο μεγάλα πλεονεκτήματα: συνθέτει πολύπλοκα επιστημονικά στοιχεία με τέτοιο τρόπο που καθίστανται εύκολα κατανοητά από τους μη ειδικούς, ενώ σε σύγκριση με άλλες περιβαλλοντικές μεθόδους αξιολόγησης της απόδοσης δεν έχουν ιδιαίτερο υπολογιστικό φόρτο. Σε αυτή την ομαδοποίηση, οι τιμές σημασία (κρίσιμα) είναι συχνά αβέβαιη εμπειρογνώμονα με βάση αποφάσεις, οι οποίες ορίζονται σύμφωνα με τον στόχο της αξιολόγησης των επιδόσεων. Ως εκ τούτου, μια ασαφής ανάλυση πολλαπλών χαρακτηριστικών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εκφράσει αυτές τις αποφάσεις μέσω ασαφών συνόλων και να διατυπώσει το σταθμισμένο άθροισμα της διαδικασίας. Για την μελέτη περίπτωσης, ερευνήσαμε τις περιβαλλοντικές επιδόσεις των επαρχιακών προγραμμάτων ανακύκλωσης δοχείων ποτών στον Καναδά, όπου εφαρμόζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΝΑΚΥΚΛΩΣΗΣ ΑΠΟΡΡΙΜΜΑΤΩΝ

4.1 Μοντέλα Πρόβλεψης στη Matlab

Στο πρακτικό κομμάτι της εργασίας, χρησιμοποιούμε μοντέλα στη Matlab, ANFIS, Neural Network, AR και ARMA για την πρόβλεψη των εισερχομένων ανακυκλωσίμων απορριμμάτων στο Εργοστάσιο Μηχανικής Ανακύκλωσης και Κομποστοποίησης Χανίων. Χρησιμοποιούνται εισερχόμενες ποσότητες ανακυκλωσίμων απορριμμάτων του παρελθόντος, συγκεκριμένα του 2009 και του 2010 (παρουσιάζονται στο παράρτημα) και προβλέπονται οι αναμενόμενες μελλοντικές εισερχόμενες ποσότητες.

Για τη δόμηση μοντέλων πρόβλεψης απαιτούνται δείγματα εκπαίδευσης και δοκιμής. Το δείγμα εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του μοντέλου 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 υπέρ εκπαίδευσης 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. Η επιλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης και δοκιμής μπορεί να επηρεάσει την απόδοση των μοντέλων.

Το κυρίαρχο ζήτημα 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 μοντέλου και την εκτίμηση της προγνωστικής απόδοσής του. 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. **Στην συγκεκριμένη μελέτη χρησιμοποιήσαμε το 80% των δεδομένων για την εκπαίδευση των μοντέλων και το 20% για την αξιολόγηση της ικανότητας πρόβλεψης.**

▪ Κριτήρια απόδοσης

Μολονότι υπάρχουν πολλά κριτήρια απόδοσης για τα μοντέλα 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, για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που δίνουν τα μοντέλα πρόβλεψης στη Matlab, παρουσιάζονται παρακάτω.

- ✓ 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)

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

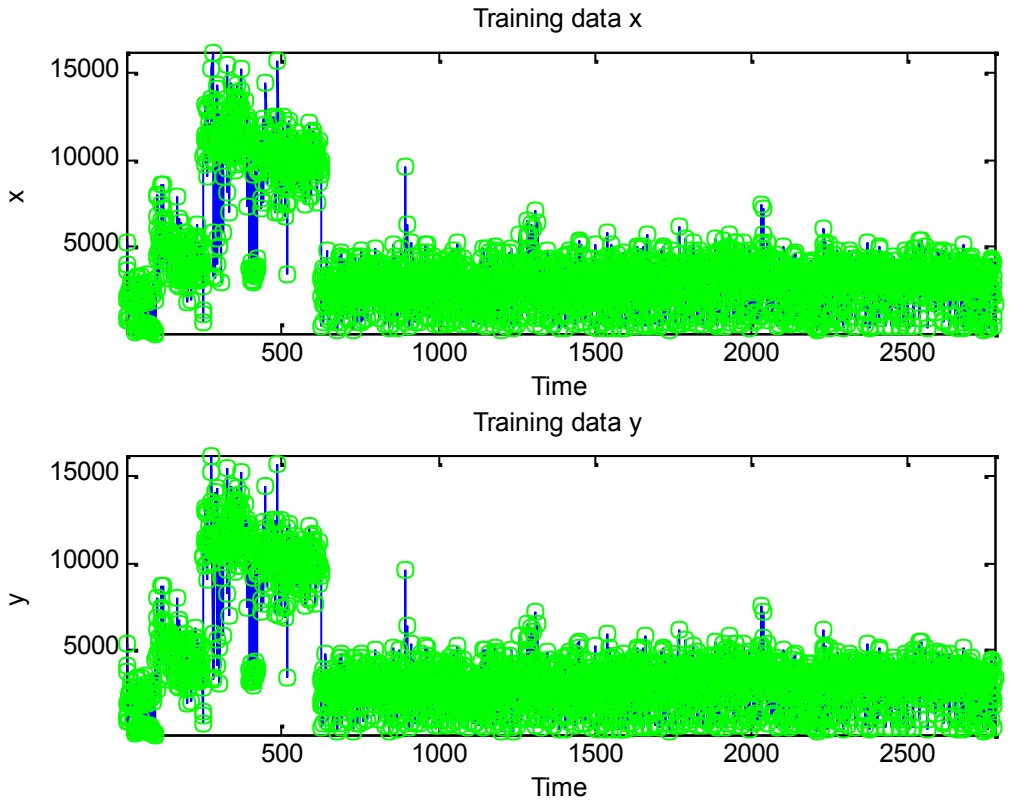
- ✓ Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (MAPE)

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

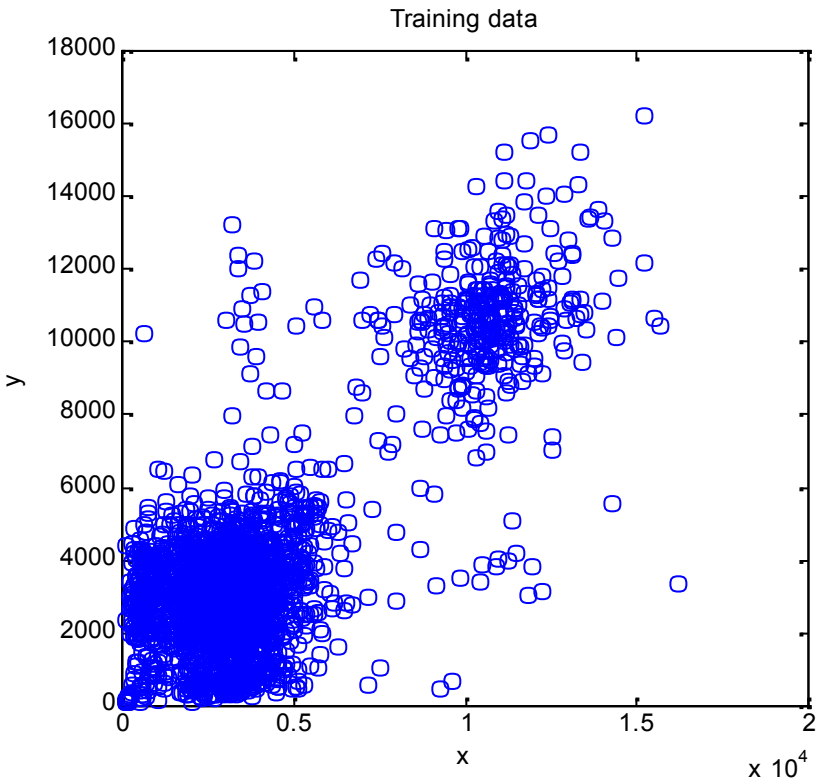
$e_t = (F_t – A_t) / A_t$, όπου F_t , A_t είναι πραγματικές τιμές

4.1.1 Αποτελέσματα ANFIS

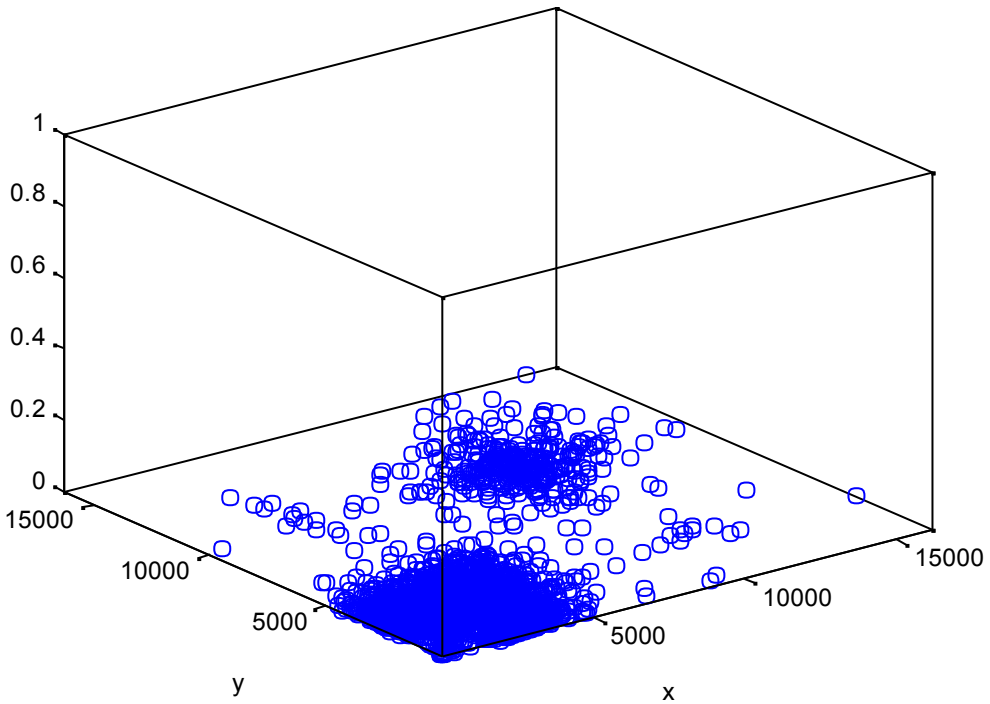
Τα αποτελέσματα που προκύπτουν, καθώς και οι τιμές των σφαλμάτων παρουσιάζονται παρακάτω.



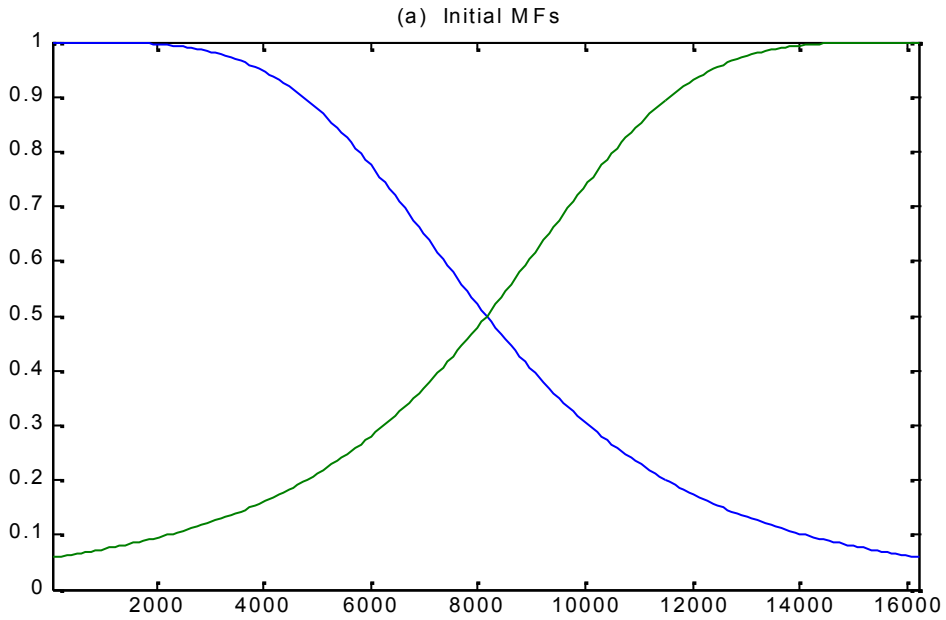
Σχήμα 4.1: *Δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου*



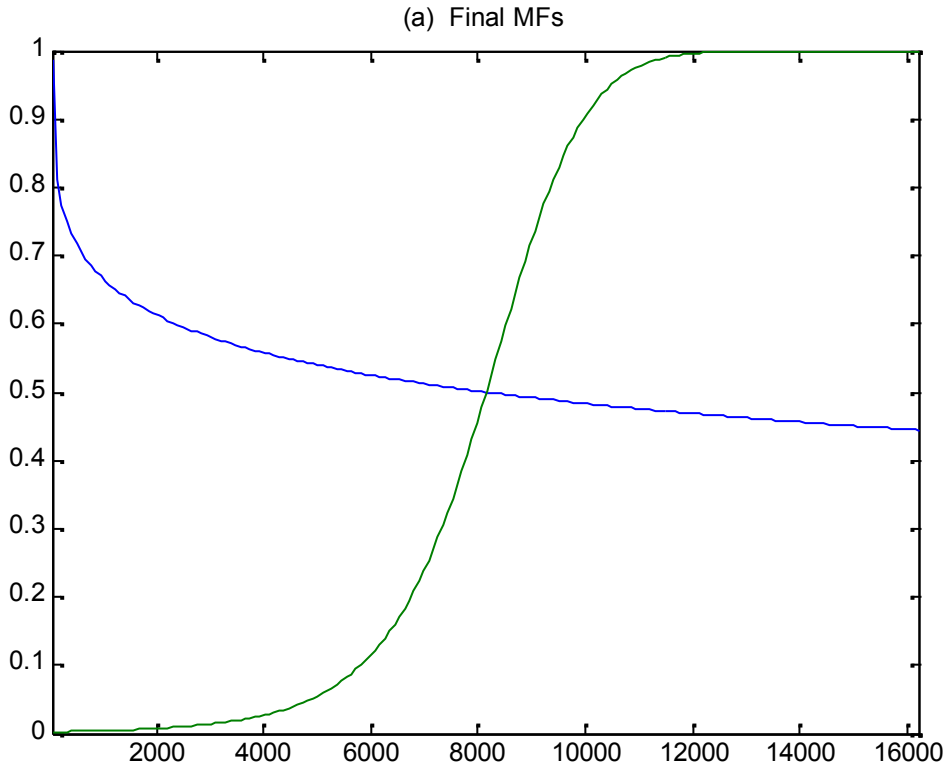
Σχήμα 4.2: *Διασπορά των δεδομένων 2D*



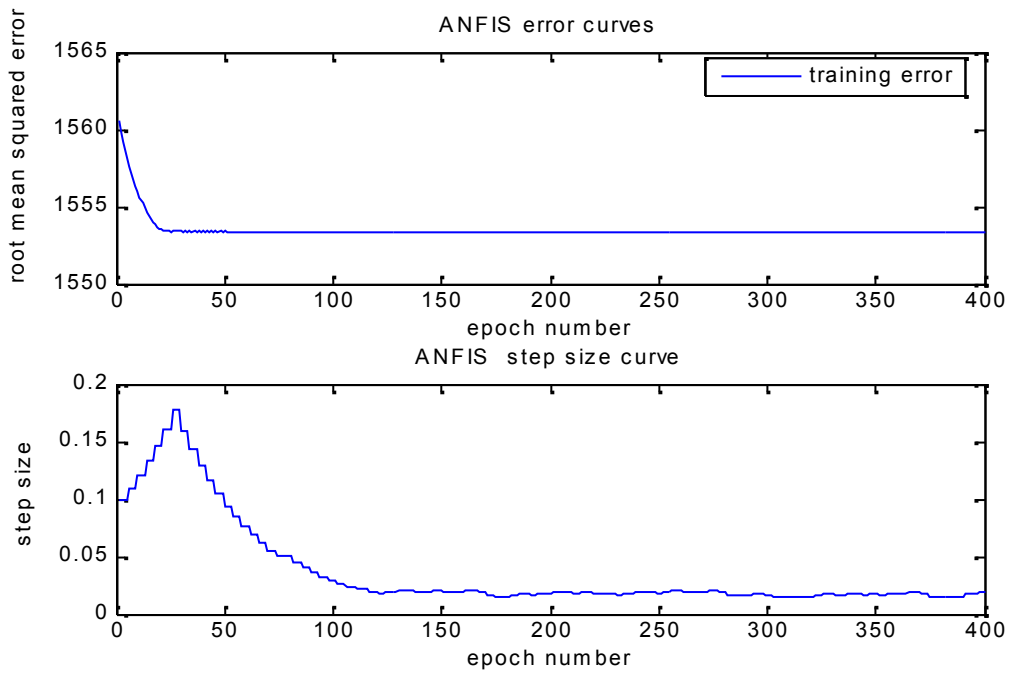
Σχήμα 4.3: *Διασπορά των δεδομένων 3D*



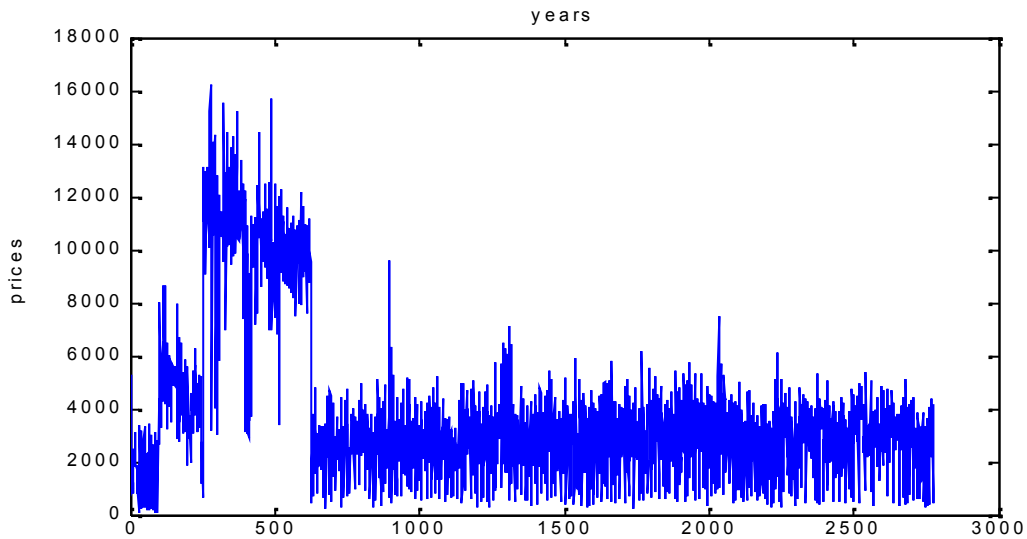
Σχήμα 4.4: *Συναρτήσεις εισόδου ANFIS*



Σχήμα 4.5: *Συναρτήσεις εξόδου ANFIS*



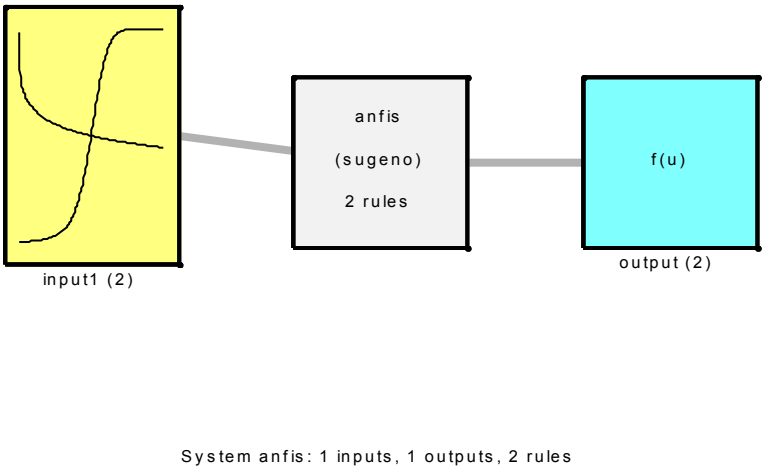
Σχήμα 4.6: *Σφάλμα εκπαίδευσης ANFIS*



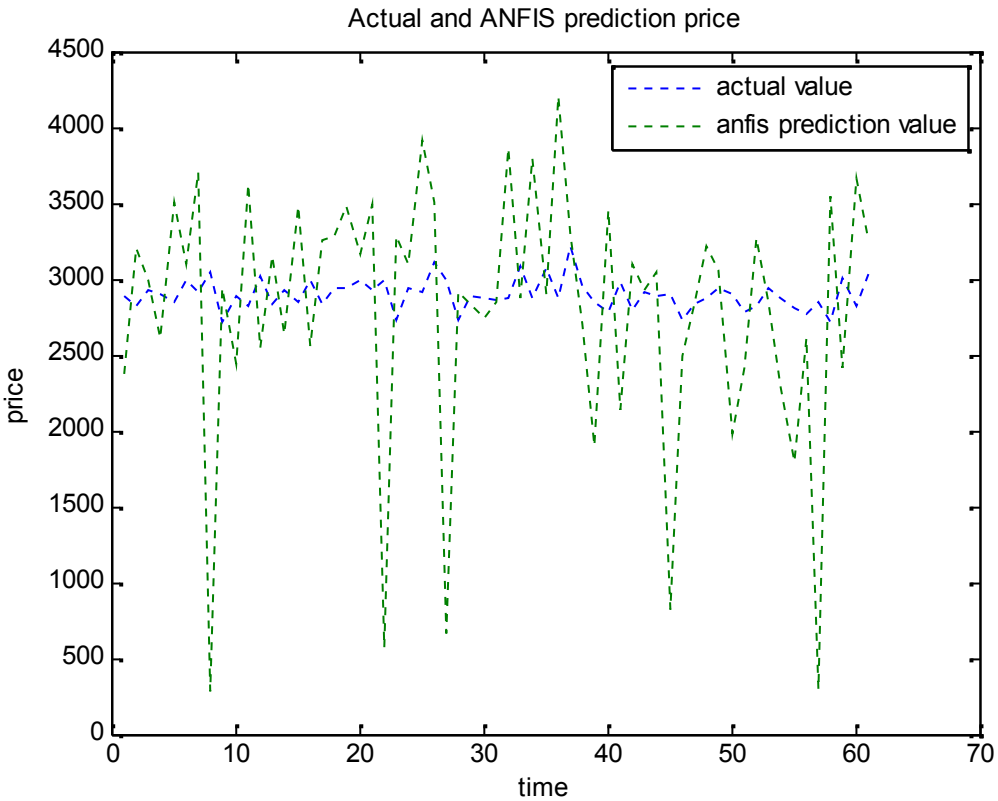
Σχήμα 4.7: *Δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου συναρτήσει του χρόνου*

✓ **ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΟΥ ANFIS**

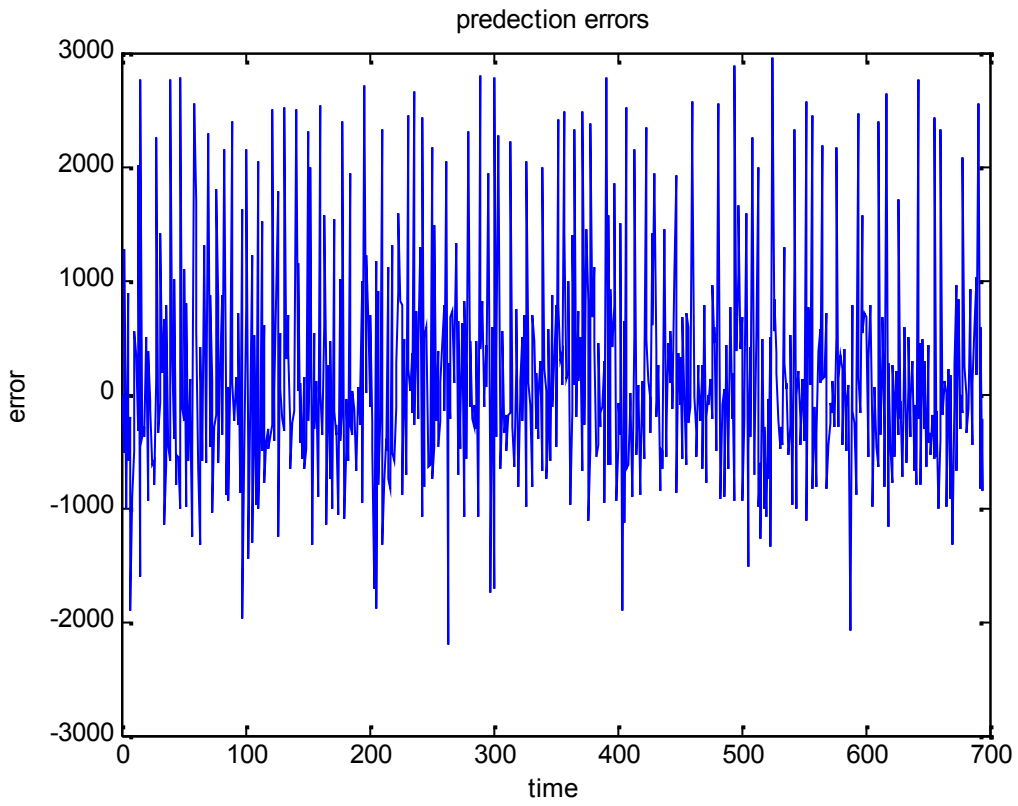
Αριθμός κόμβων: 12
Αριθμός γραμμικών παραμέτρων: 4
Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων: 6
Συνολικός αριθμός παραμέτρων: 10
Αριθμός ζευγαριών δεδομένων εκπαίδευσης: 2778
Αριθμός ζευγαριών δεδομένων ελέγχου: 0
Αριθμός ασαφών κανόνων: 2



Σχήμα 4.8: *Αρχιτεκτονική του ANFIS*



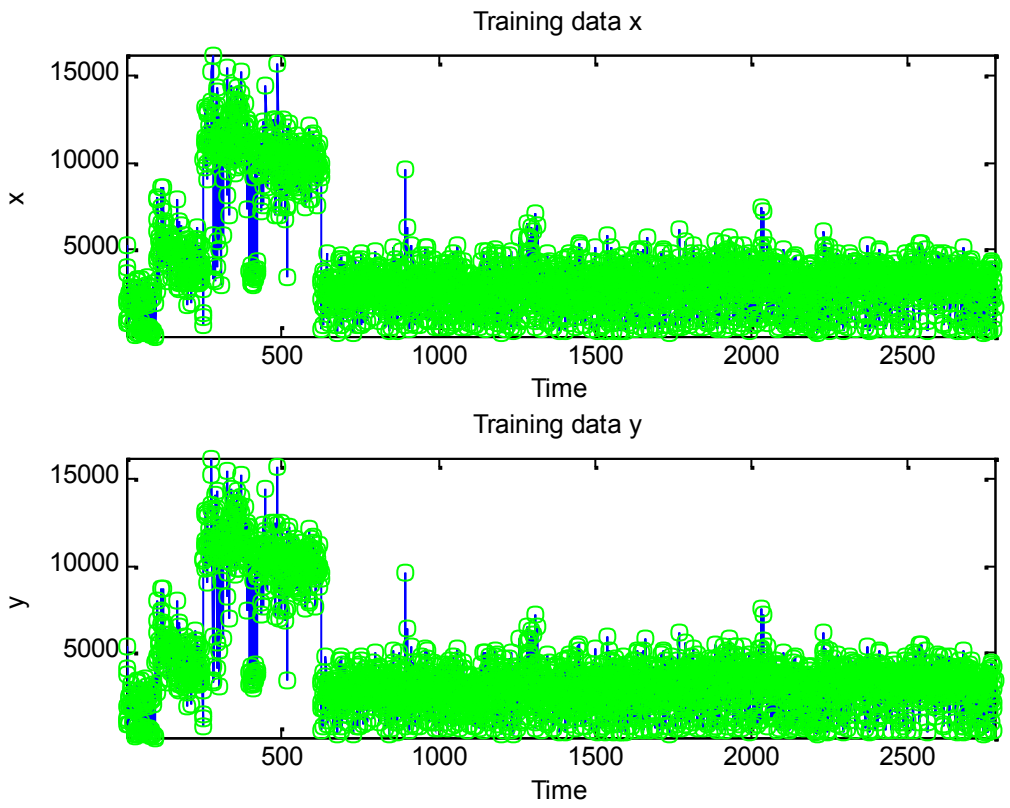
Σχήμα 4.9: *Απεικόνιση των πραγματικών τιμών σε σύγκριση με τις τιμές πρόβλεψης του ANFIS*



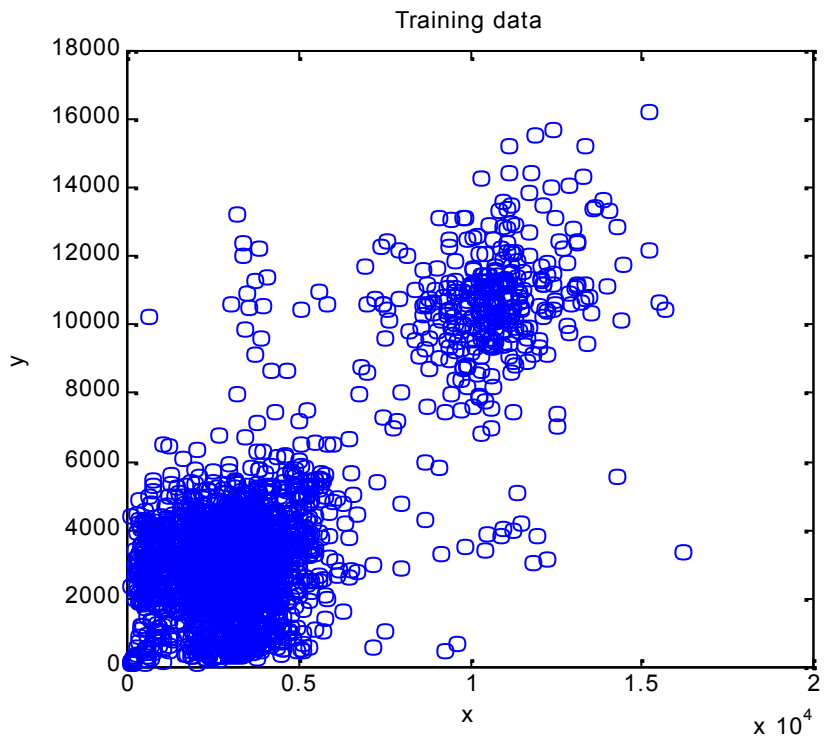
Σχήμα 4.10: *Σφάλματα πρόβλεψης συναρτήσει του χρόνου*

4.1.2 Αποτελέσματα Neural Network, AR και ARMA

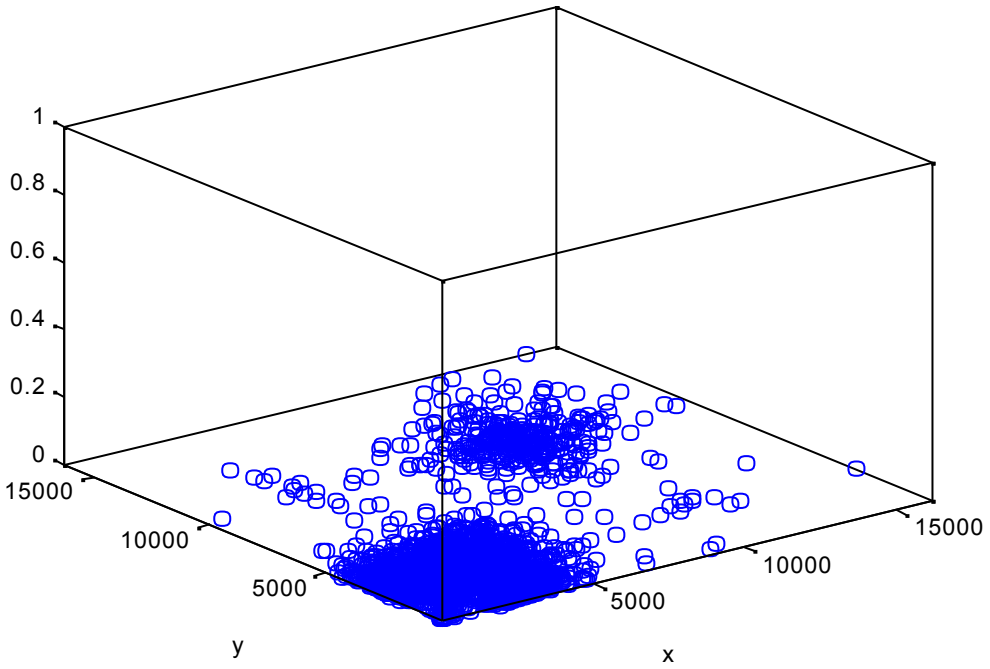
Τα αποτελέσματα που προκύπτουν, καθώς και οι τιμές των σφαλμάτων παρουσιάζονται στις επόμενες σελίδες.



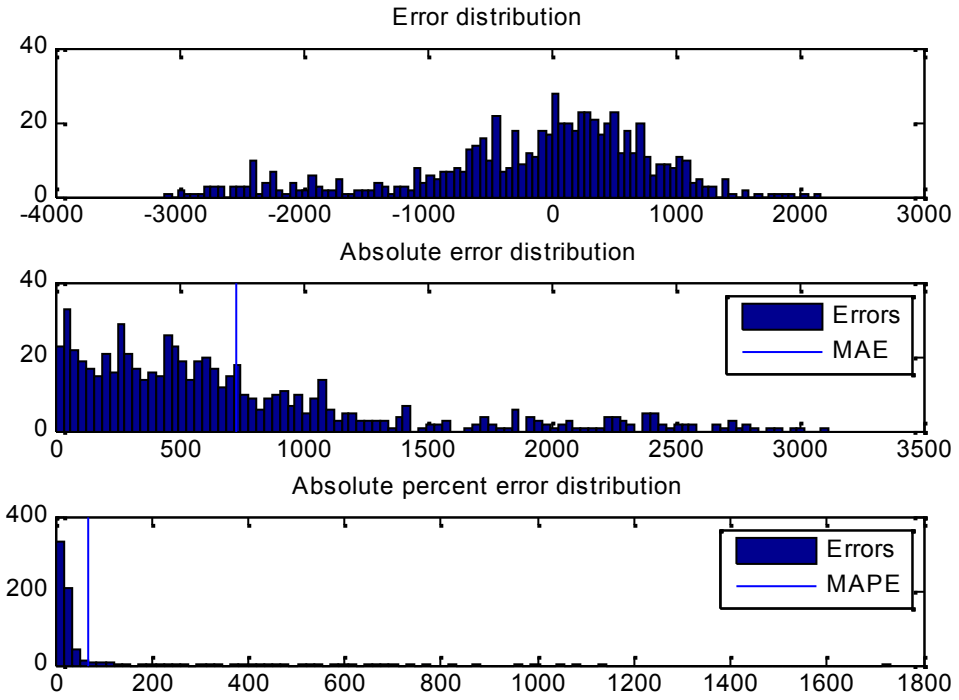
Σχήμα 4.11: *Δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου*



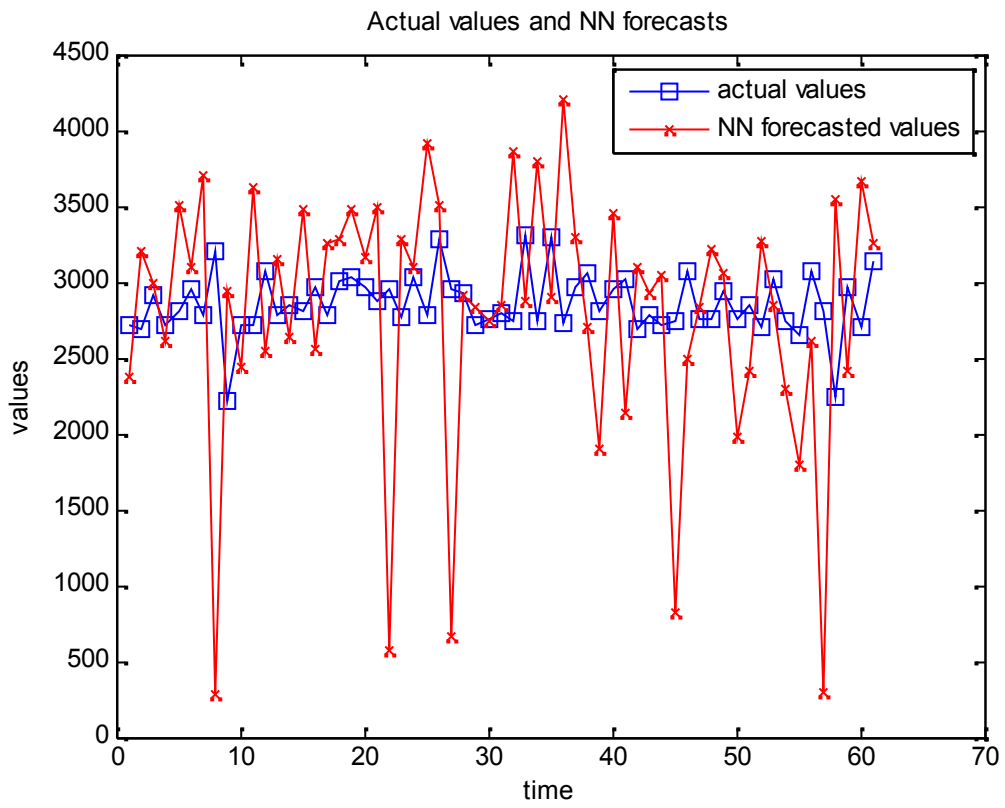
Σχήμα 4.12: *Διασπορά των δεδομένων 2D*



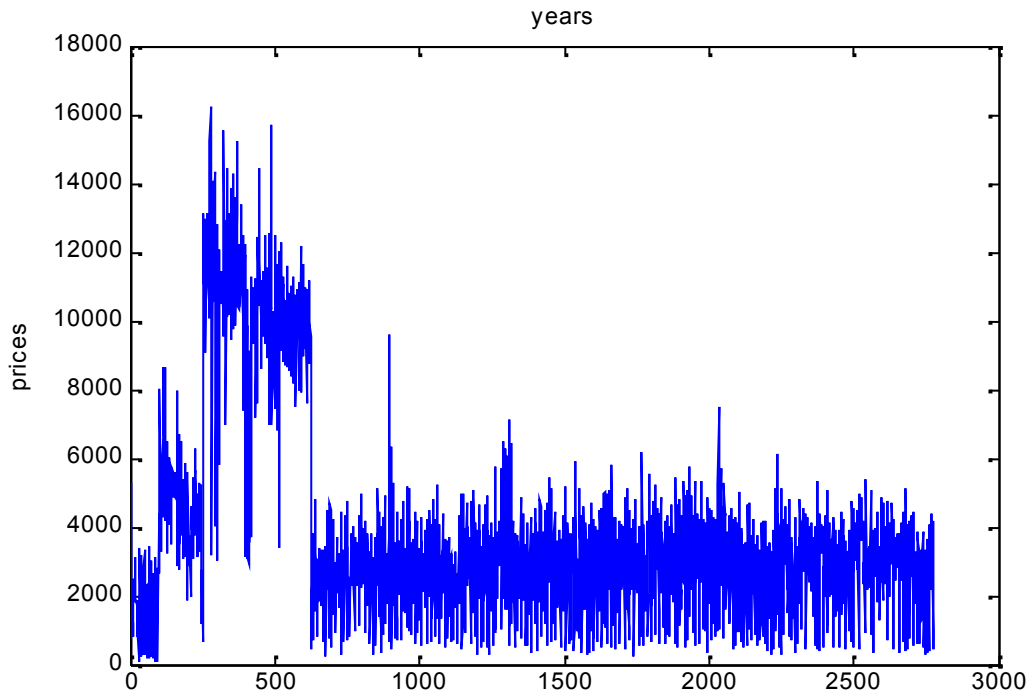
Σχήμα 4.13: *Διασπορά των δεδομένων 3D*



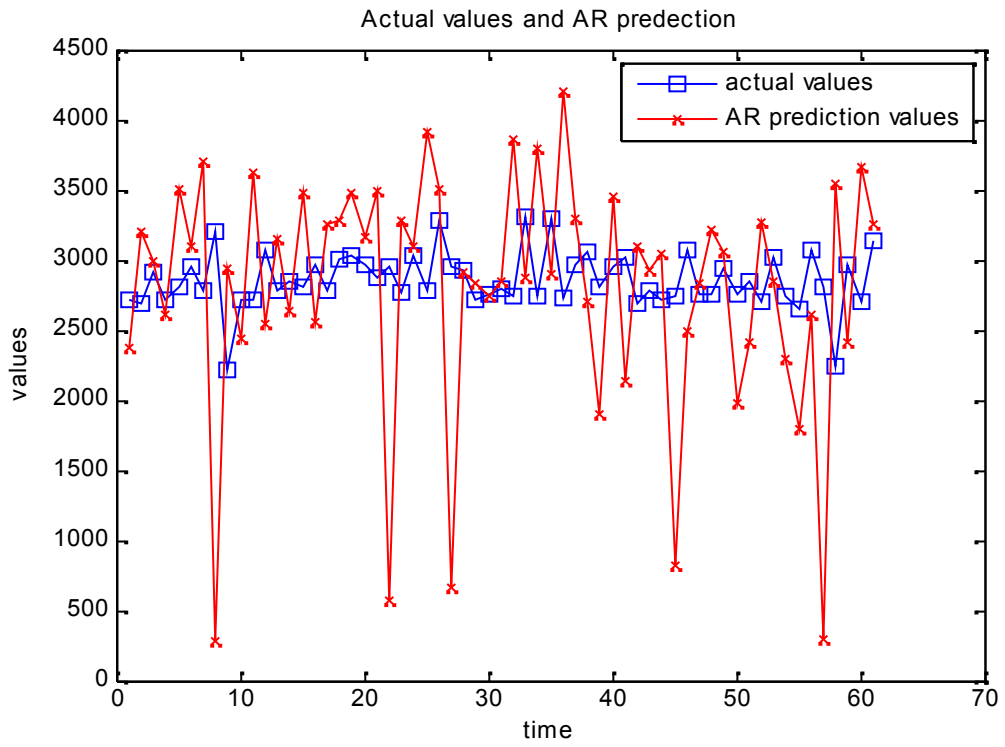
Σχήμα 4.14: *Κατανομή σφαλμάτων Νευρωνικού Δικτύου MAE και MAPE*



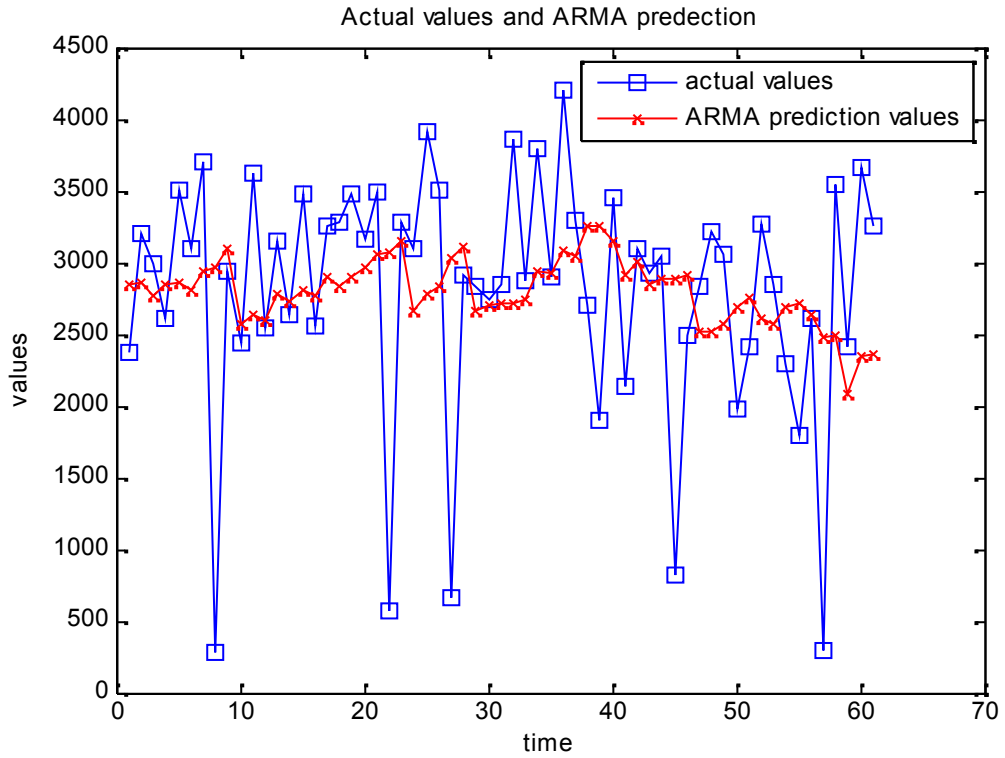
Σχήμα 4.15: *Απεικόνιση των πραγματικών τιμών σε σύγκριση με τις τιμές πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου*



Σχήμα 4.16: *Πραγματικές τιμές συναρτήσει του χρόνου*



Σχήμα 4.17: *Απεικόνιση των πραγματικών τιμών σε σύγκριση με τις τιμές πρόβλεψης του AR*



Σχήμα 4.18: *Απεικόνιση των πραγματικών τιμών σε σύγκριση με τις τιμές πρόβλεψης του ARMA*

ΜΟΝΤΕΛΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	ΤΥΠΟΣ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ			
	MAE	*MAPE*	*MSE*	*RMSE*
ANFIS	718.2489	66.396	9.66E+05	982.9618
NEURAL NETWORK	730.8702	66.7253	9.85E+05	992.2881
AR	1010	71.0545	16.8E+05	1300
ARMA	753.6048	63.8932	9.88E+05	993.8594

Πίνακας 4.1: *Τύποι σφαλμάτων και οι αντίστοιχες τιμές τους για κάθε μοντέλο πρόβλεψης στη Matlab*

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. Παρατηρώντας τον παραπάνω πίνακα, βλέπουμε ότι τα μοντέλα ANFIS και NEURAL NETWORK παρουσιάζουν σχεδόν την ίδια (πολύ μικρή διαφορά) τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, η οποία είναι μικρότερη από την αντίστοιχη τιμή των άλλων δύο μοντέλων πρόβλεψης. Συνεπώς, βάσει της τιμής της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), η σειρά προτίμησης (από το περισσότερο ακριβές προς το λιγότερο) των μοντέλων πρόβλεψης για το πρόβλημα που μελετάται στην συγκεκριμένη διατριβή είναι η ακόλουθη:

ANFIS →NEURAL NETWORK → ARMA →AR

4.2 Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα

Η παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή παρουσίασε μια εφαρμογή εύκαμπτης πληροφορικής στην πρόβλεψη ανακύκλωσης απορριμμάτων. Ξεκινώντας από τη συλλογή της πληροφορίας και συνεχίζοντας με την επεξεργασία της και τελικά την εκπαίδευση των μοντέλων πρόβλεψης, έγινε φανερό πως πολλές είναι οι παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπ' όψη σε κάθε στάδιο και οι οποίες επηρεάζουν σημαντικά την απόδοση των μοντέλων. Αυτό που έγινε αντιληπτό από την παραπάνω μελέτη είναι ότι το anfis, καθώς και τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα πολύτιμο εργαλείο για την πρόβλεψη, αλλά ταυτόχρονα απαιτούν προσεκτικό σχεδιασμό και καλή γνώση του τρόπου λειτουργίας τους.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το σύστημα ανταποκρίνεται πολύ ικανοποιητικά, με μια μικρή απόκλιση (μικρές τιμές σφαλμάτων) στις ζητούμενες προβλέψεις. Μέσα από αυτή την ανάλυση φάνηκε ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αν και

είναι δυνατό να προσαρμοστούν στις απαιτήσεις κάθε προβλήματος, απαιτούν την κατάλληλη πληροφορία για την εκπαίδευσή τους ώστε να είναι αξιόπιστα, τόσο σε ποιότητα όσο και σε ποσότητα. Ίσως το πιο δύσκολο τμήμα κατά το σχεδιασμό ενός τέτοιου συστήματος που βασίζεται σε πραγματικά δεδομένα, είναι η συλλογή και η επεξεργασία των δεδομένων αυτών. Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν δεν παρουσίασαν κάποιο πρόβλημα με τα δεδομένα κατά την εκπαίδευσή τους και κατά την διάρκεια της πρόβλεψης, κάτι που σημαίνει ότι υπήρξε σωστή διαχείριση των διαθέσιμων δεδομένων.

Συγκεκριμένα, παρατηρώντας τα αποτελέσματα που προέκυψαν, βλέπουμε ότι οι προβλέψεις τόσο του anfis όσο και του τεχνητού νευρωνικού δικτύου 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. Τα δύο συγκεκριμένα μοντέλα παρουσιάζουν σχεδόν την ίδια τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, η οποία είναι μικρότερη από την αντίστοιχη τιμή των υπόλοιπων μοντέλων πρόβλεψης. Καταλήγοντας, τα αποτελέσματα, από την χρήση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, κρίνονται ικανοποιητικά, αφού προσεγγίζουν, κατά πολύ, τις πραγματικές τιμές. Γεγονός που καταδεικνύει την προβλεπτική ικανότητα τους και ταυτόχρονα ενισχύει τόσο την εφαρμογή τους σε προβλήματα πρόβλεψης όσο και την κυρίαρχη άποψη ότι αποτελούν ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία για την επιτυχή διεκπεραίωση και επίλυση τέτοιου είδους προβλημάτων.

Πολλές είναι οι κατευθύνσεις της μελέτης που δεν διερευνήθηκαν από την παρούσα διατριβή, επειδή ξέφευγαν από τα όρια της και θα μπορούσαν να αποτελέσουν αντικείμενο για περαιτέρω μελέτη. Η Εύκαμπτη Πληροφορική είναι ένας συνεχώς αναπτυσσόμενος κλάδος επιστήμης που έχει να προσφέρει στο μέλλον πολύ περισσότερα απ’ όσα έχει μέχρι σήμερα προσφέρει. Είναι ένας κλάδος επιστήμης που στο πρόσφατο παρελθόν έκανε τα πρώτα του βήματα όσον αφορά τη δημιουργία ευφυών (νοημόνων) συστημάτων πληροφορικής. Γίνεται λοιπόν κατανοητό ότι η επιστήμη των νευρωνικών δικτύων εξελίσσεται συνεχώς, παρέχοντας νέα εργαλεία και νέες μεθόδους. Η τάση που διακρίνεται είναι η ανάπτυξη τεχνητών νευρωνικών δικτύων τα οποία δεν είναι γενικής χρήσης, αλλά εξειδικεύονται σε συγκεκριμένους τομείς. Θα ήταν ενδιαφέρουσα μια αξιολόγηση κάποιων νέων πειραματικών δομών τεχνητών νευρωνικών δικτύων απέναντι στο πρόβλημα που μελετήθηκε στην παρούσα διατριβή. Το πεδίο αυτό μπορεί ν’ αποτελέσει αντικείμενο βαθύτερης έρευνας με την προσαρμογή και την λειτουργία τεχνητών νευρωνικών δικτύων με περισσότερα πραγματικά δεδομένα και με μεγαλύτερο ορίζοντα πρόβλεψης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

▪ ΔΙΕΘΝΗ

[1] Williams, P.,T., (2005), *Waste Treatment and Disposal*, pp.19, John Wiley & Sons.

[2] Douglas, M., (1966), *Purity and Danger*, pp.9, Routledge & Kenan Paul.

[3] Williams, P.,T., (2005), *Waste Treatment and Disposal*, pp.63-64, John Wiley & Sons.

[4] Springer, A.L., (1977), Towards a Meaningful Concept of Pollution in International Law, *International and Comparative Law Quarterly,* 26, pp.531.

[5] Gwam, C.,U., (2002), Adverse Effects of the Illicit Movement and Dumping of Hazardous, Toxic and Dangerous Wastes and Products on the Enjoyment of Human Rights, *Florida Journal of International Low*, 14, (3), pp.432.

[6] Bennet, O., (2001), *Cultural Pessimism,* pp.26, Edinburgh University Press.

[7] Hannigan, J.,A., (1995), *Environmental Sociology*, pp.54-56, Rutledge Publications.

[8] Rollet, K., (2006), *Ο Πληθυσμός του Πλανήτη*, σ.σ 10, Κασταλία.

[9] Tietenberg, T., (2002), *Οικονομική του Περιβάλλοντος και των Φυσικών Πόρων*, τομ.Α, σ.σ.152, Gutenberg.

[10] World Commission on Environment and Development, (1987), *Our Common Future*, pp.95, Oxford University Press.

[11] Bennet, O., (2001), *Cultural Pessimism*, pp.39, Edinburgh University Press.

[12] Diamond, J., (2005), *Collapse: the dozen most serious environmental problems and what we can do about them,* Skeptic (Altadena Calif) 11, (3), pp.40.

[13] Strinati, D., (1995), *An Introduction to Theories of Popular Culture*, pp.235, Routledge Publications World Commission on Environment and Development, (1987), *Our Common Future*, pp.95, Oxford University Press.

[14] McDonough, W., Braungart, M., (2002), *Cradle to Cradle*, pp.6, North Point Press.

[15] Girling, H., (2005), *Rubbish !Dirt on our Hands and Crisis Ahead*, pp.174, Eden Project Books.

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

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

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

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

[20] Meireles, M.R.G., Almeida, P.E.M., Simoes, M.G., 2003. A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks. IEEE Trans. Ind. Electron. 50 (3), 585–601.

[21] Waste Management Advisory Council, First ***Report,*** HMSO, London. p. 2 1 (1976).

[22] Forecasting: Demand for a Recycling Plant, Clive Petty Tom Pointon.

[23] RECYCLING FUTURES: MARKET PROSPECTS FOR WASTE PAPER IN THE EEC, 1980-1990 R. KERRY TURNER School of Environmental Sciences, University of East Anglia, Norwich (U.K.).

[24] Prediction of mechanical properties of waste polypropylene/waste ground rubber tire powder blends using artificial neural networks: Shu Ling Zhang, Zhen Xiu Zhang, Kaushik Pal, Zhen Xiang Xin, Joshua Suh, Jin Kuk Kim.

[25] Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network: Roohollah Noori, Mohammad Ali Abdoli, Ashkan Farokhnia, Maryam Abbasi.

[26] Remaining life estimation of used components in consumer products: Life cycle data analysis by Weibull and artificial neural networks M.I. Mazhar, S. Kara, H. Kaebernick.

[27] Modeling leaching behavior of solidified wastes using back-propagation neural networks: Senem Bayara, Ibrahim Demirb, Guleda Onkal Engina.

[28] COP prediction for the integration of a water purification process in a heat transformer: with and without energy recycling, J.A. Hernández, D. Juárez-Romeroa, L.I. Moralesc, J. Siqueirosa.

[29] Optimum operating conditions for a water purification process integrated to a heat transformer with energy recycling using neural network inverse, J.A. Hernandez, A. Bassam, J. Siqueiros, D. Juarez-Romero.

[30] Recycling waste tire powder for the recovery of oil spills: Chitsan Lina, Chun-Lan Huangb, Chien-Chuan Sherna.

[31] Intelligent evaluation approach for electronic product recycling via case-based reasoning: Li-Hsing Shih, Yu-Si Chang, Yung-Teh Lin.

[32] Prediction of properties of waste AAC aggregate concrete using artificial neural network: Ilker Bekir Topcu, Mustafa Sarıdemir.

[33] Grouping of Used Products for Cellular Recycling Systems: Dipl.-Ing. Claudia Hentschel, Prof. Dr.-Ing. Gunther Seliger,D r. Eyal Zussman Submitted by Prof. Ehud Lenz.

[34] Forecasting Solid Waste Composition – An Important Consideration in Resource Recovery and Recycling: M.Z. ALI KHAN and F.A. BURNEY.

[35] FORECASTING THE FUTURE DEMAND FOR WASTE PAPER R. KERRY TURNER and RICHARD P. GRACE Public Sector Economics Reseurch Centre, University of Leicester, Leicester, England.

[36] Techno-economic assessment of recycling practices of municipal solid wastes in Cyprus: M. Athanassiou, A. Zabaniotou.

[37] FORECASTING DEMAND FOR SECONDARY MATERIALS A case study of waste paper: D. Deadman and R. K. Turner.

[38] Forecasting municipal solid waste generation in a fast-growing urban region with system dynamics modeling: Brian Dyson, Ni-Bin Chang.

[39] Time series analysis and forecasting techniques for municipal solid waste management: J. Navarro-Esbrı, E. Diamadopoulos, D. Ginestar.

[40] A fuzzy decision aid model for environmental performance assessment in waste recycling: Fuzhan Nasiri, Gordon Huang.

[41] Paper recycling and social policy: R. Kerry Turner and R. Grace.

[42] Forecasting the Market Demand for Waste Paper: R. Kerry Turner and Richard Grace.

▪ ΕΛΛΗΝΙΚΗ

[1] Χαλβαδάκης, Κ.Π., (1995), Απόβλητα και Περιβάλλον, στο *Οικολογία και Περιβάλλον στην Ελλάδα του 2000*, Τμήμα Περιβάλλοντος Πανεπιστημίου Αιγαίου, σσ.139-140, Φιλιππότη.

[2] Φλογαΐτη, Ε., (1993), *Περιβαλλοντική Εκπαίδευση*, σ.σ.45, Ελληνικά Γράμματα.

[3] Αθανασάκης, Α., Μ., (2000), *Οικο-περιβαλλοντική Ψυχολογία και Εκπαίδευση*, σ.σ.127, Δαρδανός.

[4] Κυρκίτσος, Φ., Πελεκάση, Κ., Χρυσόγελος, Ν., (1995), *Μείωση Απορριμμάτων: Μια Στρατηγική για το Παρόν και το Μέλλον,* σ.σ. 22, Οικολογική Εταιρία Ανακύκλωσης & WWF.

[5] ΥΠΕΧΩΔΕ, Έκθεση Κατάστασης Περιβάλλοντος στην Ελλάδα, Τεχνική Έκθεση, Αθήνα (1987), και Τεχνική Έκθεση ΠΕΡΠΑ για την συμμόρφωση των Ελληνικών φορέων σε οδηγίες της ΕΟΚ περί διαχείρισης στερεών αποβλήτων (1991), στο Κυρκίτσος, Φ., Πελεκάση, Κ., Χρυσόγελος, Ν., (1995), *Μείωση Απορριμμάτων: Μια Στρατηγική για το Παρόν και το Μέλλον,* σ.σ. 22, Οικολογική Εταιρία Ανακύκλωσης & WWF.

[6] Αναστασάτος, Ν., (2007), *Οικοαναζητήσεις και Σχολείο*, σ.σ.32, Ατραπός.

[7] Σπανού, Κ., (1998), Περιβαλλοντική Πολιτική: Τα Θεσμικά Εργαλεία, στο *Οικολογία και Επιστήμες του Περιβάλλοντος*, σ.σ.159, Δ.Ι.Π.Ε.

[8] Σχίζας, Γ., (1996), *Αττική, μια Οικολογική Περιήγηση στο Παρελθόν και το Μέλλον*, σ.σ.208, Σαββάλας.

▪ ΔΙΑΔΙΚΤΥΑΚΕΣ ΠΗΓΕΣ

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
http://www.el.wikipedia.org
http://www.herrco.gr
http://www.ecorec.gr
http://www.newstime.gr
http://www.econews.gr
http://www.ecocity.gr
http://www.noikokyra.gr
http://www.pathfinder.gr
http://www.Psy.gr
http://www.xrimatistirio.gr
http://www.SETimes.com
http://www.e-zine.gr