

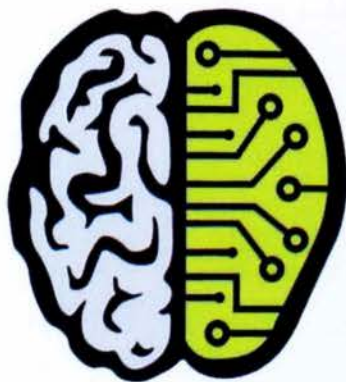
# ΓΡΑΜΜΑΤΕΙΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΜΗΧ  
640

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΠΕΙΡΑΙΑ  
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΙΑΣ

## ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

*«Χρήση της τεχνολογίας των Νευρωνικών Δικτύων για την συμπλήρωση χαμένων δεδομένων συγκεντρώσεων αιωρουμένων σωματιδίων, στην ευρύτερη περιοχή των Αθηνών»*



Εκπόνηση : Μπάσης Ιωάννης, (ΑΜ: 29987)  
Χατζόπουλος Ευάγγελος, (ΑΜ: 28933)

Επιβλέπων : Μουστρής Κωνσταντίνος

ΑΘΗΝΑ, .....2012

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ (ABSTRACT)

Σε αυτή την πτυχιακή εργασία θα εξετάσουμε την λειτουργία και την αποδοτικότητα του προγνωστικού μοντέλου των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στον υπολογισμό χαμένων δεδομένων αιωρουμένων σωματιδίων (PM10) με βάση μετρήσεις στην περιοχή της Αττικής στο διάστημα από τις αρχές του 2001 έως το τέλος του 2005.

Τα τελευταία χρόνια η ακριβής παρατήρηση των συγκεντρώσεων αιωρουμένων σωματιδίων στο σύγχρονο αστικό περιβάλλον, αποτελεί ένα από τους σημαντικότερους παράγοντες εκτίμησης της ποιότητας του αέρα και εν γένει της ποιότητας ζωής στις σύγχρονες πόλεις.

Το μοντέλο που θα χρησιμοποιήσουμε εξομοιώνει την λειτουργία των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου, καθώς μπορεί να εκπαιδευτεί στη συμπεριφορά διαφόρων διαφορετικών δεδομένων που διέπουν ένα φαινόμενο, χωρίς να του καθορίσουμε συγκεκριμένο τρόπο σύνδεσης των δεδομένων (πχ εξισώσεις) και έχει αποδειχτεί σε άλλες περιπτώσεις πρόγνωσης ιδιαίτερα αποδοτικό.

Στην περίπτωση μας αφού δοκιμαστεί και αποδειχτεί ως αξιόπιστο και αποτελεσματικό θα χρησιμοποιηθεί για την συμπλήρωση χαμένων δεδομένων των σταθμών. Στην προς εξέταση περιοχή έχουμε διαθέσιμους πέντε σταθμούς μετρήσεων καλύπτοντας ένα σημαντικό μέρος της Αττικής όσο αναφορά την διασπορά των αιωρουμένων σωματιδίων στο λεκανοπέδιο. Λόγω της ιδιαιτερότητας του Αττικού πεδίου, μπορεί να θεωρηθεί ως ένα σχετικά κλειστό σύστημα, αφού τα βουνά που περικλείουν το λεκανοπέδιο περιορίζουν τις απώλειες των μετρούμενων ατμοσφαιρικών ρύπων και άρα μπορούμε να εντοπίσουμε συσχετισμούς στις συγκεντρώσεις μεταξύ σταθμών. Σύμφωνα με αυτή τη λογική θα αξιοποιηθούν οι μετρήσεις για την εκπαίδευση του μοντέλου.

## Περιεχόμενα

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

#### ΑΤΜΟΣΦΑΙΡΙΚΗ ΡΥΠΑΝΣΗ

1.1 Εισαγωγή	6
1.2 Ατμοσφαιρική ρύπανση και νέφος	6
1.3 Εκπομπές ατμοσφαιρικών ρύπων	8
1.3.1 Πηγές των ατμοσφαιρικών ρύπων και οι επιπτώσεις τους	9
1.3.2 Στερεά Αιωρούμενα Σωματίδια	9
1.3.3 Ατμοσφαιρικοί ρύποι και δημόσια υγεία	10
1.3.4 Μηχανισμοί σχηματισμού αέριων ρύπων	12
1.3.5 Ευρωπαϊκή νομοθεσία για την ατμοσφαιρική ρύπανση	14
1.4 Η Ατμοσφαιρική ρύπανση στην Αθήνα	19
1.4.1 Εισαγωγή	19
1.4.2 Η επίδραση των τοπικών συστημάτων κυκλοφορίας στο Λεκανοπέδιο	20

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

#### ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1 Εισαγωγή	22
2.2 Γενικά χαρακτηριστικά των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	23
2.2.1 Λειτουργία Φυσικού Νευρώνα	23
2.2.2 Λειτουργία του τεχνητού νευρώνα	25
2.3 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων	32
2.3.1 Αντιληπτήρας (Perceptron)	32
2.3.2 Το δίκτυο ADALINE	33
2.3.3 Πολυστρωματικοί αντιληπτήρες πρόσθιας τροφοδότησης (MultiLayer Perceptrons ή MLPs)	34
2.3.4 Πολυστρωματικά δίκτυα με ανατροφοδότηση (αναδρομικά-recurrent ή feedback)	36
2.3.5 Τα δίκτυα RBF	37
2.3.6 Τα συσχετιστικά δίκτυα Hopfield και οι συσχετιστικές μνήμες BAM	39
2.3.7 Τα δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης	40



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

### ΑΝΑΦΟΡΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

3.1 Αναφορές Εφαρμογών των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	44
3.2 Αξιολόγηση της απόδοσης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων με τη χρήση των Στατιστικών Δεικτών	44
3.3 Υπολογισμός συγκεντρώσεων Αιωρούμενων Σωματιδίων με εφαρμογή της μεθόδου των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	48
3.3.1 α) Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό της Λυκόβρυσης	49
β) Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό της Λυκόβρυσης	51
γ) Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων στο σταθμό της Λυκόβρυσης	53
3.3.2 α) Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό της Αγίας Παρασκευής	55
β) Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό της Αγίας Παρασκευής	55
γ) Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων στο σταθμό της Αγίας Παρασκευής	56
3.3.3α) Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό των Θρακομακεδόνων	58
β) Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό των Θρακομακεδόνων	58
γ) Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων στο σταθμό των Θρακομακεδόνων	59
3.3.4α) Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό της οδού Αριστοτέλους	61
β) Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό της οδού Αριστοτέλους	61
γ) Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων στο σταθμό της οδού Αριστοτέλους	62
3.3.5α) Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό του Αμαρουσίου	64
β) Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στο σταθμό του Αμαρουσίου	64
γ) Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων στο σταθμό του Αμαρουσίου	65
3.4 Ανάλυση στατιστικών δεικτών	67



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

### ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

4.1 Αναφορές Εφαρμογών των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	69
4.2 Αξιολόγηση της απόδοσης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων με τη χρήση των Στατιστικών Δεικτών	69

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	71
--------------	----

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	73
--------------------	----

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

## ΑΤΜΟΣΦΑΙΡΙΚΗ ΡΥΠΑΝΣΗ

### 1.1 Εισαγωγή

Τις τελευταίες δεκαετίες έγινε προφανές ότι οι δραστηριότητες του ανθρώπου συνιστούν σοβαρή απειλή για το ατμοσφαιρικό περιβάλλον, καθώς συντελούν στην ατμοσφαιρική ρύπανση και την αλλαγή της σύστασης της ατμόσφαιρας, με άμεσες συνέπειες στην υγεία και την ποιότητα ζωής του ανθρώπου. Στα πλαίσια αυτά η Ευρωπαϊκή Ένωση προσπαθεί να τηρεί με συνέπεια την αρχή της βιώσιμης ανάπτυξης: επίτευξη της λεπτής ισορροπίας μεταξύ προστασίας του ατμοσφαιρικού περιβάλλοντος και εξασφάλισης οικονομικής προόδου και κοινωνικής ανάπτυξης.

Παρόλο που η ατμοσφαιρική ρύπανση δεν μπορεί να θεωρηθεί αποκλειστικό πρόνιο της σύγχρονης εποχής, μια σειρά από μεγάλα επεισόδια ατμοσφαιρικής ρύπανσης τις τελευταίες δεκαετίες μας υπενθύμισαν το μέγεθος του προβλήματος και την ανάγκη ελέγχου της ποιότητας του αέρα που αναπνέουμε. Χαρακτηριστικά αναφέρεται το επεισόδιο που συνέβη στο Λονδίνο το 1952 όταν μια εβδομάδα υψηλών επιπέδων ρύπανσης είχε σαν αποτέλεσμα να συμβούν 4.000 “πλεονάζοντες” θάνατοι (σύγκριση των ρυθμών θανάτου πριν και μετά το επεισόδιο) οι οποίοι αποδόθηκαν στη ρύπανση.

### 1.2 Ατμοσφαιρική ρύπανση και νέφος

Ατμοσφαιρική ρύπανση καλείται η παρουσία στην ατμόσφαιρα κάθε είδους ουσιών, σε συγκέντρωση ή διάρκεια που μπορούν να προκαλέσουν αρνητικές επιπτώσεις στην υγεία, στους ζωντανούς οργανισμούς και στα οικοσυστήματα και γενικά να καταστήσουν το περιβάλλον ακατάλληλο για τις επιθυμητές χρήσεις του. Κάτω από ορισμένες συνθήκες, η ατμοσφαιρική ρύπανση μπορεί να φτάσει σε επίπεδα που μπορεί να δημιουργήσουν ανεπιθύμητες συνθήκες διαβίωσης.

Όταν επικρατούν υψηλά επίπεδα ρύπανσης έχει επικρατήσει στην καθομιλουμένη να λέγεται ότι έχουμε “Νέφος”. Αντίστοιχα στην Αγγλική γλώσσα μιλάμε για SMOG (αιθαλομίχλη). Η λέξη είναι σύνθετη και προέρχεται από τις λέξεις SMOKE (αιθάλη) και FOG (ομίχλη). Η ατμοσφαιρική ρύπανση σε πολλές πόλεις, προκαλείται από εκπομπές μονοξειδίου του άνθρακα, διοξειδίου του θείου και αιωρούμενων σωματιδίων, σε συνδυασμό με σχετικά χαμηλή θερμοκρασία και μεγάλη σχετική υγρασία, και όταν έχουμε υψηλές θερμοκρασίες, μεγάλη ηλιοφάνεια σε ένταση και διάρκεια, μικρή σχετική υγρασία και υψηλή συγκέντρωση οξειδίων του αζώτου, υδρογονανθράκων, και δευτερογενών προϊόντων τους. (Λυμπεροπούλου 2006)

Μια καθαρή ατμόσφαιρα, δηλαδή ο «καθαρός» αέρας, είναι άχρωμος, άοσμος, και άγευστος. Δεν μπορεί να γίνει αισθητός παρά μόνο όταν βρίσκεται σε κίνηση. Είναι επίσης ευκίνητος, ελαστικός, διασταλτός και συμπιεστός. Είναι διαπερατός σε έναν μεγάλο αριθμό ακτινοβολιών, ενώ ταυτόχρονα μπορεί να απορροφά άλλες μορφές ακτινοβολίας.

Είναι γνωστό σήμερα πως η ατμόσφαιρα από την επιφάνεια της γης μέχρι και του ύψους των 90-100 km, έχει σχεδόν σταθερή χημική σύσταση και αποτελείται από ξηρό «καθαρό» ατμοσφαιρικό αέρα, από υδρατμούς και από ατμοσφαιρικά αιωρήματα (Μαχαίρας και Μπαλαφούτης 1984). Στον πίνακα 2.1 φαίνεται η χημική σύσταση του ξηρού «καθαρού» ατμοσφαιρικού αέρα. Από τα αέρια που συμπεριλαμβάνονται στον

πίνακα, κάποια αποτελούν σταθερά συστατικά της ατμόσφαιρας ( N<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, Ar, κλπ) και άλλα αποτελούν μεταβλητά συστατικά της (O<sub>3</sub>, CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, H<sub>2</sub> κλπ).

Συστατικό	Σύμβολο	% κ.ο
Άζωτο	N <sub>2</sub>	78.09
Οξυγόνο	O <sub>2</sub>	20.94
Αργό	Ar	0.93
Διοξείδιο του άνθρακα	CO <sub>2</sub>	0.032
Νέο	Ne	0.0018
Ήλιο	He	0.00052
Μεθάνιο	CH <sub>4</sub>	0.00015
Κρυπτό	Kr	0.0001
Υποξείδιο του αζώτου	N <sub>2</sub> O	0.00005
Υδρογόνο	H <sub>2</sub>	0.00005
Ξένο	Xe	0.000008
Όζον	O <sub>3</sub>	(0.01-0.04) 10 <sup>-4</sup>

Πίνακας 1.1 Ποσοστιαία σύσταση κ.ο του «καθαρού» ξηρού ατμοσφαιρικού αέρα (Boubeletal 1994).

Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (W.H.O), ορίζεται ως ατμοσφαιρική ρύπανση η ύπαρξη στην ατμόσφαιρα ουσιών για τέτοιο χρονικό διάστημα και σε τέτοια συγκέντρωση, ώστε να προκαλούνται δυσμενείς επιπτώσεις στους ζωντανούς οργανισμούς (άνθρωπο, ζώα, φυτά) και τις υλικές κατασκευές. Ειδικότερα, θα μπορούσαμε να ορίσουμε ως ατμοσφαιρικούς αέριους ρύπους, τις αέριες ουσίες που δεν περιέχονται στον Πίνακα 2.1, ή περιέχονται σε αυτόν αλλά εμφανίζονται στην ατμόσφαιρα σε συγκεντρώσεις μεγαλύτερες από αυτές με τις οποίες υπάρχουν στον «καθαρό» ξηρό ατμοσφαιρικό αέρα, επηρεάζοντας έτσι δυσμενώς τις συνθήκες διαβίωσης του ανθρώπου. (Μουστρής 2010)



### 1.3 Εκπομπές ατμοσφαιρικών ρύπων

Αντίθετα με την κοινή αντίληψη, το μεγαλύτερο ποσοστό των παραγόμενων (πρωτογενών) αέριων ρύπων προέρχεται από καθαρά φυσικές πηγές. Με τον όρο φυσικές πηγές αναφερόμαστε στις πηγές αερίων ρύπων που δεν οφείλονται στην ανθρώπινη δραστηριότητα. Παρ' όλα αυτά οι ανθρωπογενείς εκπομπές είναι κυρίως υπεύθυνες για τα μεγάλα περιβαλλοντικά προβλήματα που εμφανίστηκαν. Αυτό οφείλεται βεβαίως στην ανατροπή της φυσικής ισορροπίας αλλά επίσης και στη μεγάλη πυκνότητα των ανθρωπογενών εκπομπών οι οποίες συγκεντρώνονται σε μικρές γεωγραφικές περιοχές (κυρίως αστικές περιοχές και βιομηχανικές ζώνες). Αντίθετα, η μεγάλη διασπορά των φυσικών πηγών ανά την υφήλιο προσφέρει τη δυνατότητα καλύτερης ανάμιξης των ρύπων με τον καθαρό αέρα. Κατά συνέπεια, με κάποιες μικρές εξαιρέσεις, οι εκπομπές αερίων ρύπων από φυσικές πηγές από μόνες τους δεν οδηγούν σε υψηλές συγκεντρώσεις. Οι σημαντικότερες φυσικές πηγές και οι αντίστοιχοι ρύποι, είναι:

Τα ηφαίστεια (κυρίως αιωρούμενα σωματίδια, διοξείδιο του θείου, υδρόθειο και μεθάνιο). Οι δασικές πυρκαγιές (κυρίως αιωρούμενα σωματίδια, μονοξείδιο και διοξείδιο του άνθρακα). Οι ωκεανοί και γενικότερα οι θαλάσσιες εκτάσεις (κυρίως χλωριούχο νάτριο και θειικά άλατα). Βιολογική αποσύνθεση των φυτών και των ζώων (κυρίως υδρογονάνθρακες, αμμωνία και υδρόθειο). Η αποσάθρωση του εδάφους (αιωρούμενα σωματίδια). Τα φυτά και τα δέντρα (κυρίως υδρογονάνθρακες).

(Λυμπεροπούλου 2006)

Στον Πίνακα 1.2 παρατίθενται οι κυριότεροι ρύποι που εμφανίζονται στην ατμόσφαιρα.

CO	Μονοξείδιο του άνθρακα
Pb	Μόλυβδος
NO <sub>2</sub> , NO <sub>x</sub>	Διοξείδιο του αζώτου Οξείδια του αζώτου
O <sub>3</sub>	Όζον
TSP, PM <sub>10</sub> , PM <sub>2.5</sub>	Αιωρούμενα σωματίδια (ολικά, αεροδυναμικής διαμέτρου μικρότερης των 10 μm, αεροδυναμικής διαμέτρου μικρότερης των 2.5 μm
SO <sub>2</sub> , SO <sub>x</sub>	Διοξείδιο του θείου Οξείδια του θείου
CFCs	Χλωροφθοράνθρακες
CH <sub>4</sub>	Μεθάνιο
CO <sub>2</sub>	Διοξείδιο του άνθρακα
HFCs	Πολύ-φθοριωμένοι υδρογονάνθρακες
N <sub>2</sub> O	Υποξείδιο του αζώτου
PFCs	Υπερφθοροϋδρογονάνθρακες
VOCs	Πτητικές ασταθείς οργανικές ενώσεις

Πίνακας 1.2 Οι κυριότεροι ατμοσφαιρικοί ρύποι.



### 1.3.1 Πηγές των ατμοσφαιρικών ρύπων και οι επιπτώσεις τους

Οι επιπτώσεις της ατμοσφαιρικής ρύπανσης στη δημόσια υγεία έχουν γίνει τα τελευταία χρόνια θέμα πρώτης προτεραιότητας για πολλές χώρες. Ο W.H.O έχει προσδιορίσει την ατμοσφαιρική ρύπανση ως υψηλή προτεραιότητα στο πεδίο της πρωτοβουλίας κατά των ασθενειών και έχει υπολογίσει ότι η ατμοσφαιρική ρύπανση είναι υπεύθυνη για το 1.4% όλων των θανάτων και για το 0.8% των πρόωγων θανάτων συνολικά σε παγκόσμιο επίπεδο (W.H.O., 2002). Στη συνέχεια γίνεται μια αναφορά κάθε ρύπου χωριστά ως προς τις πηγές του στην ατμόσφαιρα και ως προς τις πιθανές επιπτώσεις του στην ανθρώπινη υγεία και ζωή γενικότερα. (Μουστρής 2010)

### 1.3.2 Στερεά Αιωρούμενα Σωματίδια

Ως αιωρούμενα σωματίδια (Suspended Particulate Matters-SPM) θεωρούνται όλα τα σώματα στερεά και υγρά, εκτός του νερού, που βρίσκονται σε διασπορά στην ατμόσφαιρα και έχουν αεροδυναμική διάμετρο μεγαλύτερη από 0.0002 μm και μικρότερη από 500 μm περίπου. Χαρακτηριστικά παραδείγματα αιωρούμενων σωματιδίων είναι η σκόνη, η ιπτάμενη τέφρα και ο καπνός. Κάποια σωματίδια είναι αρκετά μεγάλα και ορατά με σκούρο χρώμα και γίνονται αντιληπτά ως καπνός. Άλλα είναι τόσο μικρά που δεν είναι ορατά παρά μόνο από ειδικά ηλεκτρονικά μικροσκόπια. Πολλά σωματίδια φεύγουν προς τον αέρα απευθείας από τις πηγές τους, όπως οι καπνοδόχοι και οι εξατμίσεις των οχημάτων. Υπάρχουν όμως και περιπτώσεις όπου αέρια όπως CO, SO<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub> και VOCs, αντιδρούν με διάφορες άλλες ενώσεις του ατμοσφαιρικού αέρα και παράγουν έτσι τα λεπτόκοκκα σωματίδια. Γενικά, η φύση και η χημική σύσταση των αιωρούμενων σωματιδίων ποικίλλει και εξαρτάται από την τοποθεσία, την εποχή του έτους και τις μετεωρολογικές συνθήκες που επικρατούν. Δεν αποτελούν έναν ενιαίο ρύπο, αλλά μάλλον πρόκειται για ένα μίγμα πολλών ρύπων.

Αρχικά, οι μετρήσεις αιωρούμενων σωματιδίων αναφέρονταν στα ολικά αιωρούμενα σωματίδια (Total Suspended Particulate-TSP), χωρίς να γίνεται καμία διαφοροποίηση αυτών ανάλογα με το μέγεθός τους. Το αρχικό μέτρο TSP, με την εξέλιξη της τεχνολογίας αντικαταστάθηκε με το PM<sub>10</sub>, το οποίο αφορά μόνο αιωρούμενα σωματίδια αεροδυναμικής διαμέτρου μικρότερης ή ίσης των 10 μm. Στη συνέχεια προτάθηκε ένας επιπλέον διαχωρισμός στα αιωρούμενα σωματίδια αεροδυναμικής διαμέτρου μεταξύ των 2.5 με 10 μm (χονδρόκοκκα σωματίδια) και στα αιωρούμενα σωματίδια αεροδυναμικής διαμέτρου μικρότερης των 2.5 μm (λεπτόκοκκα σωματίδια). Τι είναι όμως η αεροδυναμική διάμετρος;

Τα αιωρούμενα σωματίδια περιλαμβάνουν σωματίδια με διαφορετική το καθένα μορφή και σχήμα. Έτσι, η γεωμετρική τους διάμετρος δεν μπορεί να περιγράψει τις διαστάσεις τους και δεν επιτρέπει τη μελέτη των ιδιοτήτων των σωματιδίων. Με τον όρο αεροδυναμική διάμετρος ορίζεται η διάμετρος που πρέπει να έχει ένα σφαιρικό σώμα πυκνότητας 1 g/cm<sup>3</sup>, ώστε κάτω από τις ίδιες συνθήκες να έχει την ίδια ταχύτητα καθίζησης με το υπό εξέταση σωματίδιο (Dockery et al 1993, Samet and Krewski 2007).

Τα χονδρόκοκκα σωματίδια (coarse particles) έχουν πολλές και διαφορετικές πηγές προέλευσης, όπως τη μεταφερόμενη από τον άνεμο σκόνη, την κίνηση οχημάτων σε δρόμους χωρίς ασφαλτόστρωση, τα μηχανήματα βιομηχανιών συμπίεσης, το λιώσιμο και το τρόχισμα διαφόρων υλικών, το άλεσμα κλπ. Ο σχηματισμός τους οφείλεται στην δράση κυρίως μηχανικών δυνάμεων, όπως η τριβή και η σύνθλιψη.



Τα λεπτόκοκκα σωματίδια (finerparticles) με αεροδυναμική διάμετρο μεταξύ των 2.5 και 10  $\mu\text{m}$ , αποδίδονται στα σχηματιζόμενα από την αέρια φάση σωματίδια, με διαδοχικές συσσωρεύσεις, συμπύκνωση, μεταφορά ή καύση. Ως μέτρο σύγκρισης του μεγέθους τους μπορεί να αναφερθεί ότι μια ανθρώπινη τρίχα έχει διάμετρο της τάξης των 70  $\mu\text{m}$ . Οι κυριότερες πηγές εκπομπής τους είναι τα καυσαέρια των αυτοκινήτων, διάφορες βιομηχανικές εγκαταστάσεις, εργοστάσια παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, τζάκια, φούρνοι κλπ. Δημιουργούνται επίσης από αέρια πυρανάφλεξης, τα οποία με τη σειρά τους μετατρέπονται στην ατμόσφαιρα με έναν χημικό τρόπο σε αιωρούμενα σωματίδια.

Η διεθνής οργάνωση EPA (Environmental Protection Agency) δίνει τελευταία μια νέα διάσταση στα αιωρούμενα σωματίδια, επικεντρώνοντας το ενδιαφέρον σε ακόμη μικρότερα σωματίδια, τα οποία λόγω του πολύ μικρού μεγέθους τους μπορούν να εισχωρούν πιο εύκολα και βαθύτερα στους πνεύμονες. Οι μέχρι τώρα έρευνες δείχνουν ότι αυτά τα σωματίδια με αεροδυναμική διάμετρο μικρότερη των 2.5  $\mu\text{m}$ , αποτελούνται από ποσότητες θεικών ( $\text{SO}_4^{-2}$ ) και νιτρικών ιόντων ( $\text{NO}_3^-$ ), ιόντων Αμμωνίου ( $\text{NH}_4^+$ ), άνθρακα, οργανικών ενώσεων του άνθρακα, νερού, καθώς επίσης και μικρότερων ποσοτήτων χώματος, σκόνης και ενώσεων του μολύβδου (Pb).

Μια άλλη σπουδαία ιδιότητα των αιωρούμενων σωματιδίων είναι η οπτική τους συμπεριφορά. Με το όρο οπτική συμπεριφορά εννοείται η ελάττωση της ορατότητας καθώς και της ηλιακής ακτινοβολίας που φτάνει στη γη εξαιτίας της παρουσίας των αιωρούμενων σωματιδίων στην ατμόσφαιρα. Τα αιωρούμενα σωματίδια ανάλογα με το μέγεθός τους και τη συγκέντρωσή τους στην ατμόσφαιρα, διαθλούν, περιθλούν, διαχέουν ή ακόμα και αποκόπτουν το φως.

Γενικά οι επιπτώσεις των αιωρούμενων σωματιδίων είναι πολύ σημαντικές σε όλους τους τομείς του περιβάλλοντος και ειδικότερα στην υγεία των ανθρώπων. Καθοριστικοί παράγοντες για τις επιπτώσεις τους αυτές είναι το μέγεθός τους, η χημική τους σύσταση και η συνύπαρξή τους με άλλους ρύπους με τους οποίους μπορούν αν δρουν συνεργιστικά. Τα μικροσκοπικά αυτά σωματίδια επηρεάζουν κυρίως την αναπνοή, προκαλώντας ασθένειες στο αναπνευστικό και στους πνεύμονες προκαλώντας ακόμα και το θάνατο. Ομάδα υψηλού κινδύνου αποτελούν ηλικιωμένοι, παιδιά και γενικότερα άτομα που πάσχουν από άσθμα. Προκαλούν επίσης φθορές στις βαφές, τα εδάφη, τα υφάσματα και μειώνουν την ορατότητα. (Μουστρής 2010)

### 1.3.3 Ατμοσφαιρικοί ρύποι και δημόσια υγεία

Πλήθος μελετών που έχουν γίνε τις τελευταίες δεκαετίες αναφέρονται στις επιπτώσεις της ατμοσφαιρικής ρύπανσης στη δημόσια υγεία π.χ. (Moolgavkare *etal* 1994, Kunzli *etal* 2000, W.H.O. 2001, Katsouyanni *etal* 2003, Nastos *etal* 2003, Bartzoka *etal* 2004, Naes *etal* 2006, Paliatsos *etal* 2006, Nastos *etal* 2008). Στο Σχήμα 2.1 φαίνεται η πυραμίδα των επιπτώσεων στην υγεία από την έκθεση του ανθρώπου στην ατμοσφαιρική ρύπανση (Dominici *etal* 2003).





Σχήμα 1.1 Πυραμίδα επιπτώσεων της ατμοσφαιρικής ρύπανσης στην υγεία (Dominicietal 2003).

Διαπιστώθηκε ότι η ατμοσφαιρική ρύπανση ήταν υπεύθυνη για περισσότερα από 25000 νέα κρούσματα της χρόνιας βρογχίτιδας σε ενήλικες, περισσότερα από 290000 επεισόδια βρογχίτιδας σε παιδιά, περισσότερα από μισό εκατομμύριο κρούσματα άσθματος, και περισσότερα από 19 εκατομμύρια ανθρωποημέρες περιορισμένων δραστηριοτήτων στην Αυστρία, τη Γαλλία και την Ελβετία (Kunzlietal 2000) . Παρόμοια αποτελέσματα καταδεικνύουν και άλλες μελέτες σε 90 από τις μεγαλύτερες πόλεις των Ηνωμένων Πολιτειών της Αμερικής το 2003 (Burnetetal 2000), σε 25 Ευρωπαϊκές πόλεις το 2003 (available at: <http://www.environhealthaction.org/pollution/healtheffects/>) και σε 8 πόλεις στον Καναδά το 2000 (Kjellstrometal 2000).

Στον Πίνακα 1.3 δίνονται τα κυριότερα προβλήματα που μπορεί να αντιμετωπίσει ο άνθρωπος στην υγεία του εξαιτίας των αιωρούμενων σωματιδίων. (CouncilDirective 1996).

Ασθένειες
Καρκίνος Καρκίνος του αναπνευστικού συστήματος Καρκίνος του πεπτικού συστήματος
Ασθένειες του αναπνευστικού συστήματος που αυξάνουν τη νοσηρότητα και τη θνησιμότητα
Βρογχίτιδα
Φυματίωση
Καρδιαγγειακή νοσηρότητα και θνησιμότητα

Πίνακας 1.3 Ασθένειες που σχετιζόμενοι με τα αιωρούμενα σωματίδια (CouncilDirective 1996).

Στον Πίνακα 1.4 παρατίθενται οι κυριότεροι ατμοσφαιρικοί ρύποι, οι πηγές τους και οι συνέπειες που αυτοί προκαλούν στη δημόσια υγεία (Council Directive 1996, Council Directive 1999).

Ρύπος	Πηγές	Επιπτώσεις στην υγεία
Πρωτογενή αιωρούμενα σωματίδια	Κίνηση οχημάτων (μηχανές ντίζελ, φρένα και ελαστικά αυτοκινήτων). Βιομηχανικές πηγές (μονάδες παραγωγής ενέργειας).	Αναπνευστικά και καρδιαγγειακά προβλήματα. Έχουν μακροχρόνιες επιπτώσεις στον οργανισμό.
Δευτερογενή αιωρούμενα σωματίδια	Σχηματίζονται με την οξείδωση παρουσία όζοντος μερικών αέριων ρύπων (SO <sub>2</sub> , NO <sub>2</sub> ). Δημιουργούν στην ατμόσφαιρα λεπτόκοκκα σωματίδια.	Αναπνευστικά και καρδιαγγειακά προβλήματα. Έχουν μακροχρόνιες επιπτώσεις στον οργανισμό.

Πίνακας 1.4 Συμπτώματα που σχετίζονται με την ατμοσφαιρική ρύπανση και οι συνέπειές τους (EC 1996, 1999).

(Μουστρής 2010)

#### 1.3.4 Μηχανισμοί σχηματισμού αέριων ρύπων

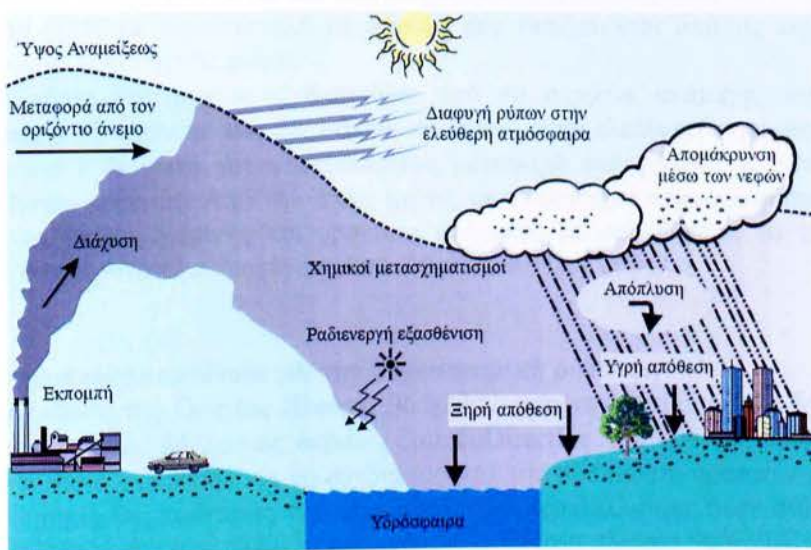
Μια ποικιλία ατμοσφαιρικών μηχανισμών είναι υπεύθυνη για τη μεταφορά και το μετασχηματισμό των αέριων ρύπων που εκλύονται στην ατμόσφαιρα.<sup>10</sup> Το σχήμα 4 δείχνει σχηματικά τις διαδικασίες οι οποίες συντελούν στη διασπορά των αέριων ρύπων που εκπέμπονται από μία καμινάδα.

**α.** Οι αέριοι ρύποι όταν αφήνουν την καμινάδα είναι κατά κανόνα θερμότεροι από τον περιβάλλοντα αέρα. Το γεγονός αυτό σε συνδυασμό με την αρχική ορμή που έχουν τα καυσαέρια όταν φθάνουν στην κορυφή της καμινάδας έχει σαν αποτέλεσμα ο θύσανος να ανυψώνεται μέχρι ενός ορισμένου ύψους. Το ύψος αυτό είναι βέβαια υψηλότερο του φυσικού (κατασκευαστικού) ύψους της καμινάδας και ονομάζεται ενεργό ύψος της καμινάδας. Η διαφορά ανάμεσα στο φυσικό και στο ενεργό ύψος της καμινάδας ονομάζεται αρχική ανύψωση του θυσάνου.

Στις περισσότερες περιπτώσεις η αρχική ανύψωση του θυσάνου έχει πολύ μεγάλη σημασία στην ποιότητα του αέρα της περιοχής γιατί μπορεί να αυξήσει το ενεργό ύψος της καμινάδας με ένα παράγοντα 2 έως 10 φορές το ύψος της.



**β.** Οι ρύποι μεταφέρονται μακριά από την πηγή από το μέσο οριζόντιο άνεμο. Η οριζόντια μεταφορά αποτελεί τον πλέον σημαντικό μηχανισμό απομάκρυνσης και αραιώσης των ρύπων. Σε περιπτώσεις κατά τις οποίες η ταχύτητα του ανέμου είναι πολύ χαμηλή (άπνοια) οι συνθήκες διασποράς είναι άσχημες και υπάρχει αυξημένη πιθανότητα εμφάνισης επεισοδίου ρύπανσης. Τέτοιες συνθήκες εμφανίζονται συνήθως κοντά στο κέντρο αντικυκλωνικών συστημάτων. Οι αναταρακτικές κινήσεις του αέρα (έντονες ανοδικές και καθοδικές κινήσεις-τυρβώδεις στρόβιλοι) είναι υπεύθυνες για την κατακόρυφη μεταφορά και τη διαπλάτυνση του θυσάνου, με τελικό αποτέλεσμα την αραιώση. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται διάχυση. Η κλίμακα και η ένταση της αραιώσης εξαρτώνται από το βαθμό ανατάραξης της ατμόσφαιρας. Σε συνθήκες ευστάθειας οι τυρβώδεις στρόβιλοι είναι μικρότερης κλίμακας και η κατακόρυφη διάχυση γίνεται αργά ενώ σε συνθήκες μεγάλης αστάθειας οι τυρβώδεις στρόβιλοι είναι μεγαλύτεροι και η διάχυση πολύ έντονη. Η διάχυση των ρύπων γίνεται μέχρι ένα συγκεκριμένο ύψος από την επιφάνεια της γης το οποίο ονομάζεται ύψος ανάμιξης. Το στρώμα το οποίο περιέχεται ανάμεσα στην επιφάνεια της γης και το ύψος ανάμιξης ονομάζεται στρώμα ανάμιξης. Η διασπορά των ρύπων γίνεται λοιπόν είτε οριζόντια είτε (και) κατακόρυφα. Όταν δεν υφίσταται κατακόρυφη μεταφορά, δεν υφίσταται και οριζόντια καθώς επίσης και αν η κατακόρυφη διασπορά είναι περιορισμένη τότε και η οριζόντια θα είναι περιορισμένη. Αν στην περιοχή πνέουν ισχυροί άνεμοι, τότε έχουμε κατακόρυφη διασπορά, οπότε και οριζόντια.



Σχήμα 1.2 Σχηματική περιγραφή των ατμοσφαιρικών διεργασιών που επηρεάζουν τη διασπορά των ρύπων

**γ.** Η μεταφορά των ρύπων από την ατμόσφαιρα στο έδαφος ονομάζεται απόθεση. Γενικά ξεχωρίζουμε τρεις διαφορετικούς τύπους απόθεσης:

*I.* Καθίζηση ονομάζεται η πτώση λόγω βαρύτητας των σχετικά μεγάλων και βαρέων σωματιδίων.

*II.* Ξηρή απόθεση υφίστανται τα μικρά σωματίδια και οι αέριες ενώσεις τα οποία ακολουθούν αδρανώς τις κινήσεις του αέρα και τα οποία κατακρατούνται, όταν έρθουν σε επαφή, από την υποκείμενη επιφάνεια.



III. Υγρή απόθεση λαμβάνει χώρα είτε σαν σάρωση των ρύπων οι οποίοι βρίσκονται στην ατμόσφαιρα από τη βροχή ή το χιόνι (απόπλυση) είτε σαν πρόσληψη των ρύπων σε ένα προηγούμενο στάδιο από τα μικρά σταγονίδια του νέφους, τα οποία αργότερα ενώνονται μεταξύ τους φτιάχνοντας σταγόνες βροχής.

Σε κάθε περίπτωση είναι πολύ σημαντικό όταν μελετάμε τους αέριους ρύπους και τις επιπτώσεις τους να ξεχωρίσουμε από τη μία την αέρια ρύπανση και τις επιπτώσεις της και από την άλλη την αποτιθέμενη ρύπανση με τις αντίστοιχες επιπτώσεις. Ο λόγος για τον οποίο είναι τόσο σημαντικός αυτός ο διαχωρισμός είναι ότι η κλίμακα των δύο φαινομένων είναι πολύ διαφορετική. Οι απευθείας επιπτώσεις της αέριας ρύπανσης είναι περισσότερο τοπικό πρόβλημα και οι επιδράσεις είναι συνήθως μεγαλύτερες στις περιοχές κοντά στην πηγή της ρύπανσης. Από την άλλη πλευρά, η επίδραση της απόθεσης εξαπλώνεται σε πολλές εκατοντάδες ή χιλιάδες χιλιόμετρα.

δ. Κατά το χρόνο της παραμονής τους στην ατμόσφαιρα οι ρύποι υφίστανται διάφορους χημικούς μετασχηματισμούς λόγω αντιδράσεων είτε μεταξύ τους είτε με τα συστατικά της καθαρής ατμόσφαιρας. Η ατμόσφαιρα είναι ένα αποτελεσματικό εργαστήριο αντιδράσεων μέσα στο οποίο διοχετεύονται χημικά ενεργά συστατικά με αποτέλεσμα την παραγωγή ενός αριθμού καινούργιων ενώσεων. Οι καινούργιες ενώσεις παράγονται από αέρια και υγρά τα οποία αντιδρούν μεταξύ τους αλλά και με τα σωματίδια που υπάρχουν στην ατμόσφαιρα. Οι χημικές αντιδράσεις των ρύπων μπορεί να δώσουν και ενώσεις οι οποίες δεν είναι ρύποι. Σε πολλές περιπτώσεις όμως στα προϊόντα των χημικών αντιδράσεων περιλαμβάνονται και νέοι ρύποι οι οποίοι ονομάζονται δευτερογενείς ρύποι (όπως το όζον) σε αντιδιαστολή με αυτούς που εκπέμπονται από τις πηγές οι οποίοι ονομάζονται πρωτογενείς ρύποι.

ε. Ένα μέρος της ρύπανσης διαφεύγει από το στρώμα ανάμιξης στην ελεύθερη ατμόσφαιρα. Η απουσία αναταρακτικών κινήσεων στην ελεύθερη ατμόσφαιρα έχει σαν αποτέλεσμα η διάχυση και η κατακόρυφη μεταφορά των ρύπων να γίνεται με πολύ βραδύτερους ρυθμούς. Από την άλλη μεριά, οι αντίστοιχοι ατμοσφαιρικοί μηχανισμοί είναι μεγαλύτερης χωρικής και χρονικής κλίμακας με αποτέλεσμα τα φαινόμενα να επηρεάζουν ευρύτερες περιοχές της Γης. (Λυμπεροπούλου 2006)

### 1.3.5 Ευρωπαϊκή νομοθεσία για την ατμοσφαιρική ρύπανση

Με την έκδοση της Οδηγίας Πλαίσιο 96/62/EC «για την εκτίμηση και διαχείριση της ποιότητας του περιβάλλοντος αέρα» (Council Directive 2000/69/EC 2000) τίθεται το βασικό πλαίσιο αναφοράς για το σχεδιασμό και την υλοποίηση δράσεων που αφορούν «τη διατήρηση της ποιότητας του ατμοσφαιρικού περιβάλλοντος όταν αυτή είναι καλή και τη βελτίωσή της στις άλλες περιπτώσεις». Η Οδηγία πλαίσιο 96/62/EC περιλαμβάνει συνοπτικά τα παρακάτω:

Για να διατηρηθεί και να βελτιωθεί η ποιότητα του αέρα στις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης, η παρούσα οδηγία ορίζει τις βασικές αρχές δράσης για όλες τις χώρες μέλη.

Τα κράτη μέλη είναι υπεύθυνα για την εφαρμογή της οδηγίας. Οι οριακές τιμές και τα όρια συναγερμού, για κάθε ρύπο, καθορίζονται από το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο. Αρχικά καθορίζεται ένα προσωρινό όριο ανοχής, έτσι ώστε τα κράτη μέλη να έχουν τον αναγκαίο χρόνο προσαρμογής. Το περιθώριο αυτό μειώνεται σταδιακά εντός ορισμένης χρονικής περιόδου για κάθε ρύπο χωριστά.

Η ποιότητα του ατμοσφαιρικού περιβάλλοντος ελέγχεται σε όλη την επικράτεια των κρατών μελών. Η εκτίμηση της ποιότητας του περιβάλλοντος αέρα πραγματοποιείται με



διάφορες μεθόδους. Πραγματοποιείται με μέτρηση, με προσομοίωση βάση μαθηματικών μοντέλων, με συνδυασμό μετρήσεων και μαθηματικών μοντέλων ή τέλος κατ' εκτίμηση. Η εκτίμηση είναι υποχρεωτική στις κατοικημένες περιοχές με πληθυσμό άνω των 250000 κατοίκων ή στις περιοχές όπου οι συγκεντρώσεις προσεγγίζουν τις οριακές τιμές, όπως αυτές καθορίζονται.

Τα κράτη μέλη μεριμνούν για την τήρηση των οριακών τιμών. Για το λόγο αυτό τα κράτη μέλη οφείλουν να εκπονούν σχέδιο ή πρόγραμμα. Στη συνέχεια να λαμβάνουν τόσα και τέτοια μέτρα, τόσο γενικά όσο και ειδικά για κάθε ρύπο, έτσι ώστε να εκπληρώνονται οι γενικοί στόχοι της Οδηγίας Πλαίσιο και να επιτυγχάνεται η εμπρόθεσμη τήρηση των οριακών τιμών. Το πρόγραμμα αυτό, το οποίο πρέπει να είναι προσιτό στο κοινό, πρέπει να περιλαμβάνει τουλάχιστον τις πληροφορίες που αναφέρονται στο Παράρτημα IV της Οδηγίας Πλαίσιο. Η επιτροπή ελέγχει τακτικά την εφαρμογή των σχεδίων ή προγραμμάτων. Επιπλέον, πρέπει να εκτιμούν τον κίνδυνο υπέρβασης των ορίων συναγεμμού και να εκπονούν σχέδια δράσης με βραχυχρόνια μέτρα, ώστε να μπορούν αυτά να εφαρμοστούν άμεσα και να επιτυγχάνουν μείωση του κινδύνου υπέρβασης και περιορισμό της διάρκειάς του.

Τα κράτη μέλη είναι υποχρεωμένα να καταρτίσουν κατάλογο των ζωνών και των οικισμών όπου τα επίπεδα της ατμοσφαιρικής ρύπανσης υπερβαίνουν τις οριακές τιμές.

Σε περιπτώσεις υπέρβασης των ορίων συναγεμμού, τα κράτη μέλη πρέπει να μεριμνούν για την ενημέρωση του κοινού και να θέτουν στη διάθεσή του κάποιες ελάχιστες πληροφορίες που καθορίζονται στις θυγατρικές οδηγίες της Οδηγίας Πλαίσιο. Επίσης, να διαβιβάζουν στην αρμόδια Επιτροπή κάθε σχετική πληροφορία (καταγεγραμμένο επίπεδο ρύπανσης, διάρκεια του συναγεμμού κλπ).

Σε περίπτωση που ορισμένες ζώνες και οικιστικές περιοχές παρουσιάζουν επίπεδα ρύπανσης κατώτερα των οριακών τιμών, τα κράτη μέλη οφείλουν να διατηρούν τα επίπεδα των ρύπων κάτω από τις οριακές τιμές.

Η Οδηγία Πλαίσιο περιέχει διατάξεις σχετικά με τη διαβίβαση των πληροφοριών και των εκθέσεων για τα επίπεδα ρύπανσης και τις περιοχές τις οποίες αφορούν.

Για την εφαρμογή αυτής της Οδηγίας Πλαίσιο, η Επιτροπή προχώρησε στη δημιουργία τεχνικών επιτροπών για την εκπόνηση θυγατρικών οδηγιών που να καλύπτουν όλους τους εξεταζόμενους ρύπους. Οι θυγατρικές οδηγίες 1999/30/EC, 2000/69/EC και 2002/3/EC καθορίζουν και εξειδικεύουν αφενός μεν τις οριακές τιμές, τα περιθώρια ανοχής, τις τιμές-στόχους, τους μακροπρόθεσμους στόχους, τα όρια συναγεμμού και τα όρια ενημέρωσης του κοινού για τους επιμέρους ρύπους, αφετέρου δε τις προθεσμίες συμμόρφωσης έναντι των οριακών τιμών. Οι θυγατρικές οδηγίες που έχουν εκδοθεί είναι οι ακόλουθες:

*Οδηγία 1999/30/EC:* Είναι η πρώτη θυγατρική οδηγία της Οδηγίας Πλαίσιο 96/92/EC που εκδόθηκε στις 22 Απριλίου 1999 από το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο. Αφορά τον καθορισμό των οριακών τιμών για τους ρύπους διοξειδίου του θείου (SO<sub>2</sub>), μονοξειδίου του αζώτου (NO), οξειδία του αζώτου (NO<sub>x</sub>), αιωρούμενα σωματίδια και το μόλυβδο (Pb).

Στόχος αυτής της οδηγίας είναι μεταξύ άλλων η διατήρηση ή η βελτίωση της ποιότητας του ατμοσφαιρικού περιβάλλοντος, με τον καθορισμό οριακών τιμών για τις συγκεντρώσεις των πιο πάνω ρύπων, καθώς και των ορίων συναγεμμού για τις συγκεντρώσεις του διοξειδίου του θείου και του διοξειδίου του αζώτου στον αέρα, με την εκτίμηση των συγκεντρώσεων, βάσει κοινών μεθόδων και κριτηρίων και με τη συλλογή κατάλληλων πληροφοριών σχετικά με τις συγκεντρώσεις, προκειμένου να ενημερώνεται το κοινό.



*Οδηγία 2000/69/EC:* Η οδηγία αυτή του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου και του Ευρωπαϊκού Συμβουλίου της 16<sup>ης</sup> Νοεμβρίου 2000, σχετικά με τις οριακές τιμές για το βενζόλιο και το μονοξείδιο του άνθρακα (CO) στον αέρα περιβάλλοντος είναι η δεύτερη θυγατρική οδηγία της Οδηγίας Πλαίσιο 96/92/EC. Στόχος αυτής της οδηγίας είναι να συμπληρώσει τις διατάξεις σχετικά με τις οριακές τιμές της Οδηγίας Πλαίσιο 96/92/EC με τον καθορισμό ειδικών οριακών τιμών για δύο μεμονωμένες ρυπογόνες ουσίες, το βενζόλιο και το μονοξείδιο του άνθρακα.

*Οδηγία 2002/3/EC:* Η οδηγία αυτή του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου και του Συμβουλίου της 12<sup>ης</sup> Φεβρουαρίου 2002, σχετικά με το όζον (O<sub>3</sub>) στον αέρα περιβάλλοντος είναι η τρίτη κατά σειρά θυγατρική οδηγία της Οδηγίας Πλαίσιο 96/92/EC. Στόχος της οδηγίας αυτής είναι ο καθορισμός μακροπρόθεσμων στόχων, του ορίου συναγερμού και του ορίου ενημέρωσης του κοινού σχετικά με τις συγκεντρώσεις του όζοντος στον ατμοσφαιρικό αέρα.

*Τελικό Σχέδιο Οδηγίας COM (2003) 423:* Το σχέδιο οδηγίας του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου και του Συμβουλίου σχετικά με το αρσενικό (As), το κάδμιο (Cd), τον υδράργυρο (Hg), το νικέλιο (Ni) και τους πολυκυκλικούς αρωματικούς υδρογονάνθρακες (PAH) στον ατμοσφαιρικό αέρα, πρόκειται να αποτελέσει την τέταρτη θυγατρική οδηγία της Οδηγίας Πλαίσιο 96/92/EC για την ποιότητα του ατμοσφαιρικού αέρα, κλείνοντας έτσι τον κατάλογο των αέριων ρύπων που την αφορούν.

Συνοπτικά οι θυγατρικές οδηγίες με τους ρύπους στους οποίους αναφέρονται και την ημερομηνία ισχύς τους παρουσιάζονται στον Πίνακα 1.5.

Θυγατρική Οδηγία	Ρύποι	Παρατηρήσεις
1999/30/EC	SO <sub>2</sub> , NO <sub>2</sub> , NO <sub>x</sub> , PM <sub>10</sub> &Pb	Τέθηκε σε ισχύ τον Ιούλιο του 1999 και καταργεί τις Οδηγίες 80/779/EC, 82/884/EC και 85/20/EC
2000/69/EC	CO και Βενζόλιο	Τέθηκε σε ισχύ το Δεκέμβριο του 2000
2002/3/EC	O <sub>3</sub>	Τέθηκε σε ισχύ το Μάρτιο του 2002 και καταργεί την Οδηγία 92/72/EC. Θεσπίζει τιμές – στόχους και μακροπρόθεσμους στόχους και όχι οριακές τιμές
*****	Cd, As, Ni, Hg&PAHs	Η Ευρωπαϊκή Επιτροπή ετοιμάζει πρόταση (COM(2003) 423 final)

Πίνακας 1.5 Θυγατρικές Οδηγίες της Οδηγίας Πλαίσιο 96/92/EC



Στους Πίνακες 1.6 και 1.7 παρουσιάζονται αναλυτικά η περίοδος αναφοράς και εκτίμησης για κάθε ρύπο, οι οριακές τιμές, το περιθώριο ανοχής και τέλος η προθεσμία συμμόρφωσης ως προς την οριακή τιμή του κάθε ρύπου.

ΑΙΩΡΟΥΜΕΝΑ ΣΩΜΑΤΙΔΙΑ (PM <sub>10</sub> ) 1 <sup>ο</sup> ΣΤΑΔΙΟ			
Περίοδος αναφοράς	Οριακή τιμή	Περιθώριο ανοχής	Προθεσμία συμμόρφωσης ως προς την οριακή τιμή
24ωρη οριακή τιμή	50 μg/m <sup>3</sup> των οποίων δεν πρέπει να σημειώνεται υπέρβαση περισσότερες από 35 φορές ανά ημερολογιακό έτος	25 μg/m <sup>3</sup> (50%) κατά την έναρξη ισχύος της οδηγίας, μειούμενο από 1/1/2001 και κατόπιν ανά 12 μήνες κατά ίσο ετήσιο ποσοστό, ώστε τελικά να φτάσει το 0% την 1/1/2005	1/1/2005
Ετήσια οριακή τιμή	40 μg/m <sup>3</sup> PM <sub>10</sub>	8 μg/m <sup>3</sup> (20%) κατά την έναρξη ισχύος της οδηγίας, μειούμενο από 1/1/2001 και κατόπιν ανά 12 μήνες κατά ίσο ετήσιο ποσοστό, ώστε τελικά να φτάσει το 0% την 1/1/2005	1/1/2005

Πίνακας 1.6 Οριακές τιμές και προθεσμίες συμμόρφωσης ως προς τις οριακές τιμές για αιωρούμενα σωματίδια (PM<sub>10</sub>), Στάδιο 1<sup>ο</sup>.

**ΑΙΩΡΟΥΜΕΝΑ ΣΩΜΑΤΙΔΙΑ (PM<sub>10</sub>)**  
**2<sup>ο</sup> ΣΤΑΔΙΟ**

Περίοδος αναφοράς	Οριακή τιμή	Περιθώριο ανοχής	Προθεσμία συμμόρφωσης ως προς την οριακή τιμή
24ωρη οριακή τιμή	50 μg/m <sup>3</sup> των οποίων δεν πρέπει να σημειώνεται υπέρβαση περισσότερες από 7 φορές ανά ημερολογιακό έτος	Θα υπολογιστεί βάσει δεδομένων και θα είναι ισοδύναμο με την οριακή τιμή του Σταδίου 1	1/1/2010
Ετήσια οριακή τιμή	20 μg/m <sup>3</sup> PM <sub>10</sub>	10 μg/m <sup>3</sup> (50%) την 1/1/2005 και κατόπιν ανά 12 μήνες κατά ίσο ετήσιο ποσοστό, ώστε τελικά να φτάσει το 0% την 1/1/2010	1/1/2010

Πίνακας 1.7 Οριακές τιμές και προθεσμίες συμμόρφωσης ως προς τις οριακές τιμές για τα αιωρούμενα σωματίδια (PM<sub>10</sub>), Στάδιο 2<sup>ο</sup>.

Εκτός της Οδηγίας Πλαίσιο 96/62/EC και των θυγατρικών της, έχει εκδοθεί παράλληλα και μια σειρά άλλων οδηγιών που έχουν σχέση με τον έλεγχο της ατμοσφαιρικής ρύπανσης. Αυτές οι οδηγίες θέτουν αυστηρές απαιτήσεις, έναντι των οποίων θα πρέπει να συμμορφωθεί κάθε χώρα μέλος της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Οι οδηγίες αυτές θα πρέπει να ληφθούν σοβαρά υπόψη στη διαμόρφωση των εναλλακτικών λύσεων, καθώς η ενσωμάτωση των απαιτήσεών τους σε αυτές κρίνεται απαραίτητη. Τέτοιες οδηγίες είναι ενδεικτικά :

*Οδηγία 96/91/EC, για τον ολοκληρωμένο έλεγχο και πρόληψη της ρύπανσης.*

*Οδηγία 98/70/EC, σχετικά με την ποιότητα των καυσίμων βενζίνης και ντίζελ.*

*Οδηγία 94/63/EC, σχετικά με τον έλεγχο και περιορισμό των πτητικών οργανικών ουσιών VOCs από την αποθήκευση και διάθεση της βενζίνης.*

*Οδηγία 99/13/EC, σχετικά με τον περιορισμό των πτητικών οργανικών ουσιών VOCs που οφείλονται στη χρήση οργανικών διαλυτών.*

*Οδηγία 99/96/EC, σχετικά με την προσέγγιση των νομοθεσιών των κρατών μελών σε σχέση με τα μέτρα που πρέπει να ληφθούν κατά της εκπομπής αερίων και σωματιδιακών ρύπων από τους κινητήρες των αυτοκινήτων.*

*Οδηγία 01/27/EC, σχετικά με την προσαρμογή στην τεχνική πρόοδο της οδηγίας 88/77/EEC του Ευρωπαϊκού Συμβουλίου.*

*Οδηγία 01/80/EC, σχετικά με τον περιορισμό των εκπομπών στην ατμόσφαιρα συγκεκριμένων ρύπων.*



*Οδηγία 01/81/EC*, σχετικά με τα εθνικά ανώτατα όρια εκπομπών για συγκεκριμένους ατμοσφαιρικούς ρύπους.

Τα κράτη μέλη καλούνται να εκπονήσουν προγράμματα σταδιακής μείωσης των εθνικών εκπομπών τους ετησίως από την 1<sup>η</sup> Οκτωβρίου 2002. Εάν κριθεί αναγκαίο, τα προγράμματα θα αναθεωρηθούν και θα ενημερωθούν το έτος 2006. Θα τεθούν στη διάθεση του κοινού και όλων των ενδιαφερόμενων οργανισμών και θα διαβιβασθούν στην Επιτροπή.

Επιπλέον, τα κράτη μέλη πρέπει να ετοιμάζουν και να ενημερώνουν ετησίως τα μητρώα απογραφής των εκπομπών και τις προβλέψεις, σε εθνικό επίπεδο, των εκπομπών για τους ρύπους SO<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>, VOCs και NH<sub>3</sub>. Οι απογραφές αυτές και οι προβλέψεις, κοινοποιούνται κάθε χρόνο και το αργότερο μέχρι την 31<sup>η</sup> Δεκεμβρίου κάθε έτους, στην Επιτροπή και στον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Περιβάλλοντος.

Η Επιτροπή έχει την υποχρέωση να συντάξει έκθεση τα έτη 2004, 2008 και το 2012, για το Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο και το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο, σχετικά με τις προόδους που συντελέστηκαν για την επίτευξη των ανώτατων ορίων, των ενδιάμεσων περιβαλλοντικών στόχων και των μακροπρόθεσμων στόχων της Οδηγίας Πλαίσιο 96/62/EC. Οι εκθέσεις αυτές θα πρέπει να περιλαμβάνουν μια οικονομική αξιολόγηση σχετικά με την αποδοτικότητα, τις δαπάνες, τα πλεονεκτήματα και τις επιπτώσεις στην ανταγωνιστικότητα καθώς επίσης και τις κοινωνικοοικονομικές συνέπειες για κάθε κράτος μέλος χωριστά, από την εφαρμογή των εθνικών ανώτατων ορίων εκπομπών.

Τα κράτη μέλη και η Επιτροπή συνεργάζονται με τρίτες χώρες, και τους ενδιαφερόμενους διεθνείς φορείς και οργανισμούς, προκειμένου να ανταλλάξουν πληροφορίες και να σημειωθεί πρόοδος στην έρευνα για τη μείωση των ρύπων SO<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>, VOCs και NH<sub>3</sub>.

Η Επιτροπή, συντάσσει έκθεση για το Ευρωπαϊκό Συμβούλιο και για το Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο, σχετικά με τη συμβολή των εκπομπών, οι οποίες προέρχονται από τη διεθνή ναυσιπλοΐα και τα αεροσκάφη, στην οξείωση, τον ευτροφισμό και την δημιουργία όζοντος στο έδαφος, εντός της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Γνωστοποιεί επίσης τα μέτρα που θα μπορούσαν να ληφθούν προκειμένου να μειωθούν οι εκπομπές των εν λόγω τομέων. (Μουστράς 2010)

## **1.4 Η Ατμοσφαιρική ρύπανση στην Αθήνα**

### **1.4.1 Εισαγωγή**

Η Ελλάδα είναι από τις ελάχιστες χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης που οι εκπομπές των αέριων ρύπων αυξάνονται.<sup>23</sup> Στις εκπομπές NO<sub>x</sub>, σε αντίθεση με τις περισσότερες ευρωπαϊκές χώρες οι οποίες κατάφεραν να μειώσουν τις εκπομπές έως και 40%, η Ελλάδα αύξησε τις εκπομπές περίπου κατά 17%, ενώ η πρόβλεψη για το 2010 είναι ότι η αύξηση θα διατηρηθεί και θα επεκταθεί. Απογοητευτικές είναι οι επιδόσεις της χώρας μας και στη μείωση του όζοντος. Η Ελλάδα είναι μία από τις τρεις χώρες που παρουσιάζει αύξηση του ρύπου κατά 10%.

Η περιοχή της Αθήνας, όπως και άλλες μεγαλουπόλεις στον κόσμο, παρουσιάζει ατμοσφαιρική ρύπανση έντονου φωτοχημικού χαρακτήρα, η οποία συνδέεται κυρίως με την υπερσυγκέντρωση πληθυσμού και δραστηριοτήτων και τη δίχως σχεδιασμό ανάπτυξη της πόλης. Η γεωμορφολογία του Λεκανοπεδίου και τα ιδιαίτερα μετεωρολογικά χαρακτηριστικά συντελούν στη μη ικανοποιητική απομάκρυνση αλλά και στην περιοδική συσσώρευση των ρύπων. Επιβαρυντικοί παράγοντες για τη



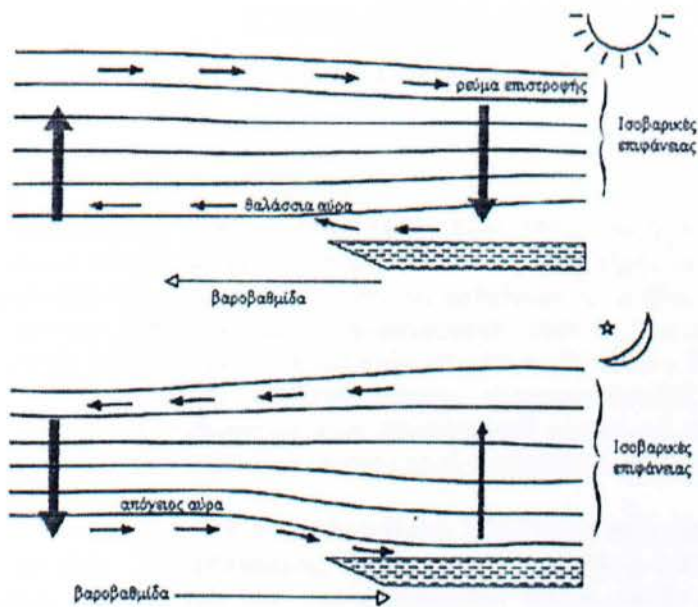
συσσώρευση των φωτοχημικών ρύπων με βασικότερο το όζον είναι η τοπογραφία (περικύκλωση της πόλης από βουνά) αλλά και η έντονη ηλιοφάνεια. Το πρόβλημα της ατμοσφαιρικής ρύπανσης στο Λεκανοπέδιο της Αθήνας. Το πρόβλημα της ατμοσφαιρικής ρύπανσης είναι ιδιαίτερα οξυμένο στην ευρύτερη περιοχή του Λεκανοπεδίου της Αθήνας. Η απρογραμματίστη οικονομική ανάπτυξη των τελευταίων δεκαετιών, η συσσώρευση των δραστηριοτήτων του μεγαλύτερου μέρους του πληθυσμού της χώρας, η κυκλοφοριακή συμφόρηση και η αυξανόμενη βιομηχανική-βιοτεχνική δραστηριότητα οδήγησαν στη σημερινή κατάσταση.

Ο πληθυσμός της Αθήνας από 2,1 εκατομμύρια κατοίκους το 1961, έφθασε το 1994 τα 4,5 εκατομμύρια, ενώ το 2020 προβλέπεται να προσεγγίσει τα 5 εκατομμύρια. Το 2001 στην Αθήνα υπήρχε αναλογία 248 Ι.Χ. ανά 1.000 κατοίκους, παρουσιάζοντας αύξηση 400% τα τελευταία 25 χρόνια, με πρόβλεψη τα προσεχή 20 χρόνια ο στόλος των αυτοκινήτων να αυξηθεί κατά 83% και οι μετακινήσεις, που το 1994 ανέρχονταν σε 7.000.000 την ημέρα, κατά 37%. Το τελικό αποτέλεσμα του συνδυασμού της σημερινής κατάστασης αυτοκινήτων, δρόμων, πληθυσμού και μέσων μαζικής μεταφοράς, με τις διαμορφούμενες προβλέψεις είναι, ότι το 2020 κανείς δεν θα μπορεί να κυκλοφορεί στην Αθήνα. Σήμερα οι Αθηναίοι σε πολύ μεγάλο ποσοστό χρησιμοποιούν το Ι.Χ. αυτοκίνητό τους για τις εντός πόλεως μετακινήσεις. Τα κτίρια στην ευρύτερη περιοχή της Αθήνας έχουν μέσο ύψος 15 μέτρα, οι περισσότεροι δρόμοι έχουν μόνο δύο λωρίδες κυκλοφορίας και σε αρκετούς από αυτούς έχει επέλθει κυκλοφοριακός κορεσμός με σχεδόν μηδενική εποχιακή διακύμανση. Η αυξημένη αναλογία Ι.Χ. αυτοκινήτων ανά κάτοικο του Λεκανοπεδίου, η πυκνή κατά τη διάρκεια όλου σχεδόν του 24ώρου κίνηση παντός είδους τροχοφόρου, η παλαιότητα των αυτοκινήτων (μέχρι πρόσφατα) και ο συνεχής σημαντικός ρυθμός αύξησής τους, καθιστούν τη ρύπανση από κινούμενες πηγές σοβαρότατη για αρκετούς πρωτογενείς ρύπους όπως τα NOx και τα VOCs που είναι πρόδρομες ενώσεις δημιουργίας όζοντος. (Λυμπεροπούλου 2006)

#### **1.4.2 Η επίδραση των τοπικών συστημάτων κυκλοφορίας στο Λεκανοπέδιο**

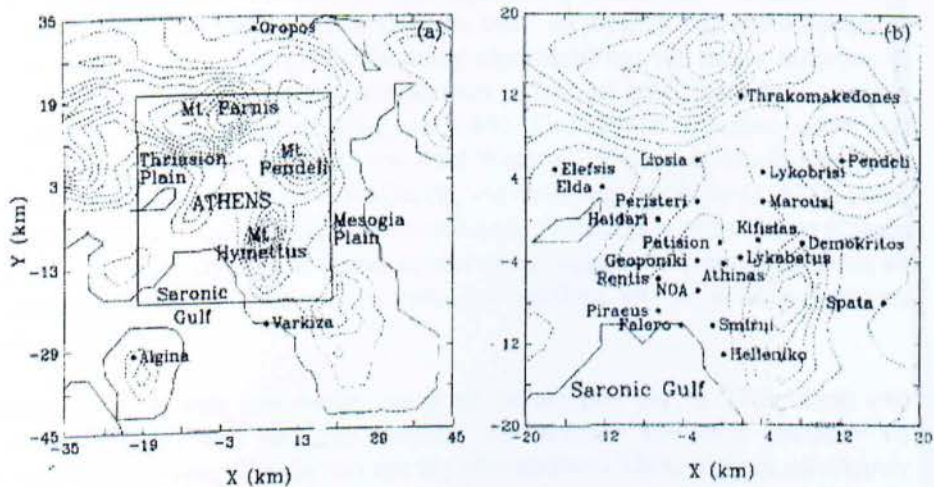
Είναι γνωστό ότι τα επεισόδια ρύπανσης στις αστικές περιοχές δεν προκαλούνται από ξαφνικές μεταβολές στις εκπομπές ρύπων αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις οφείλονται σε δυσμενείς μετεωρολογικές συνθήκες οι οποίες περιορίζουν την ικανότητα της ατμόσφαιρας να διασπείρει τους ρύπους. Μεταξύ άλλων μετεωρολογικών φαινομένων, τα τοπικά συστήματα κυκλοφορίας επηρεάζουν τόσο το τοπικό κλίμα όσο και το ατμοσφαιρικό περιβάλλον. Αν η πόλη είναι χτισμένη κοντά σε θάλασσα, η κατανομή των ρύπων στην ευρύτερη αστική περιοχή θα βρίσκεται υπό την ισχυρή επίδραση των μετεωρολογικών φαινομένων που επικρατούν στην παράκτια ζώνη, με κυριότερο τη θαλάσσια αύρα. Κατά τη διάρκεια ημέρας με ασθενείς ανέμους και έντονη ηλιοφάνεια, η ξηρά θερμαίνεται πολύ ταχύτερα από τη θάλασσα με αντίστοιχες συνέπειες στον υπερκείμενο αέρα, όπου αναπτύσσονται ισχυρές ανοδικές δυνάμεις. Ο ανυψούμενος ρυπασμένος αέρας καταλήγει στα ανώτερα στρώματα, όπου επικρατεί το ρεύμα επιστροφής το οποίο μεταφέρει τους ρύπους πάνω από τη θάλασσα, όπου εμπλέκονται στο ρεύμα της θαλάσσιας αύρας και επανέρχονται στην πόλη. Τη νύχτα επικρατεί η απόγειος αύρα η οποία μεταφέρει τους ρύπους από την πόλη, πάνω από τη θάλασσα. Η θαλάσσια αύρα που αναπτύσσεται όμως κατά τη διάρκεια της επόμενης μέρας επαναφέρει τους ρύπους στην πόλη.





Σχήμα 1.3 Μηχανισμοί θαλάσσιας και απόγειας αέρας.

Η τοπογραφία του Λεκανοπεδίου της Αθήνας σε συνδυασμό με τις μετεωρολογικές συνθήκες που επικρατούν και το έντονο κυκλοφοριακό πρόβλημα οδηγούν σε υψηλές συγκεντρώσεις πρωτογενών αλλά και δευτερογενών ρύπων συγκρίσιμες με αυτές του Λος Άντζελες. Το Λεκανοπέδιο της Αθήνας καταλαμβάνει μια έκταση περίπου 450 τετραγωνικών χιλιομέτρων<sup>27</sup> και περιβάλλεται από αρκετά ψηλά βουνά (ύψους 450 – 1.400 μέτρων) σε τρεις πλευρές (Αιγάλεω και Ποικίλο όρος δυτικά, Πάρνηθα και Πεντέλη βόρεια και Υμηττός ανατολικά) και από τη θάλασσα (Σαρωνικός Κόλπος) στα νότια. (Λυμπεροπούλου 2006)



Σχήμα 1.4 Χάρτης Λεκανοπεδίου Αττικής



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

### ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

#### 2.1 Εισαγωγή

Στα τέλη της δεκαετίας του 1940, ο Donald Hebb (Heeb 1942, 1949) έκανε μια από τις πρώτες παγκοσμίως υποθέσεις για το μηχανισμό και τις ικανότητες των νευρώνων, όπως για παράδειγμα την ικανότητά τους στο να μαθαίνουν. Ο κλάδος των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) αρχίζει να αναπτύσσεται όταν οι McCulloch και Pitts (1943) δημιουργούν το πρώτο μοντέλο τεχνητών νευρώνων. Το 1962 ο Frank Rosenblatt επινόησε το μοντέλο τεχνητής αντίληψης-νόησης (perceptron model) με το οποίο δημιούργησε περισσότερο ενδιαφέρον στον επιστημονικό κόσμο για τα ΤΝΔ και τις ικανότητές τους να επιλύουν μερικά απλά στην αρχή τουλάχιστον προβλήματα.

Στις αρχές της δεκαετίας του 1950, ο Friedrich Hayek (1995) ήταν ένας από τους πρώτους που εισήγαγε την ιδέα της αυθόρμητης διαταγής στον ανθρώπινο εγκέφαλο, η οποία είναι αποτέλεσμα ενός συνόλου από αποκεντρωμένα δίκτυα απλών μονάδων, τους νευρώνες. Το Cognitron του Fukushima (1975) ήταν ένα από τα πρώτα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) πολυστρωματικής αντίληψης – νόησης (multilayer artificial neural network) στον κόσμο. Το πρόβλημα αυτών των πρώτων ΤΝΔ ήταν ότι μπορούσαν να προωθήσουν πληροφορίες προς μια μόνο κατεύθυνση. Η ικανότητα για διπλής κατεύθυνσης επικοινωνία των νευρώνων μέσω κόμβων επιτεύχθηκε με το ΤΝΔ του Hopfield (1982). Έτσι, τη δεκαετία του 1980, το πεδίο των ΤΝΔ γίνεται πάλι διάσημο για τις ικανότητές του, ενώ κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1970 είχε μάλλον εγκαταλειφθεί. Ο κύριος λόγος της εγκατάλειψης των ΤΝΔ ήταν όταν το 1969, οι Minsky και Papert (1969) απέδειξαν με μαθηματικό τρόπο τα περιορισμένα όρια των ΤΝΔ και τη μικρή σχετικά ικανότητά τους στην επίλυση προβλημάτων.

Ένας από τους λόγους που τα επανέφεραν στο προσκήνιο και έστρεψαν το ενδιαφέρον του κόσμου στα ΤΝΔ ήταν και η εργασία των Rumelhart, Hilton και Williams (1988a, 1988b). Η μελέτη αυτή επανέφερε στο προσκήνιο τον αλγόριθμο της οπισθοδρομικής διάδοσης του λάθους (back-propagation learning algorithm) και τον έκανε διάσημο. Ο αλγόριθμος αυτός ουσιαστικά είχε ανακαλυφθεί και μελετηθεί ξανά αρκετές φορές στο παρελθόν, όπως στις αρχές της δεκαετίας του 1960. Ουσιαστικά ή πρώτη φορά που προτάθηκε ο αλγόριθμος αυτός ήταν από τον Paul Werbos (1974) τη δεκαετία του 1970, στα πλαίσια της ανάλυσης μοντέλων οικονομικής και πολιτικής πρόβλεψης. Αλλά μόλις τη δεκαετία του 1980 απογειώθηκε. Σε αυτό μεγάλη συμβολή είχε η τεχνολογική εξέλιξη στους ηλεκτρονικούς υπολογιστές οι οποίοι έγιναν πλέον αρκετά γρήγοροι έτσι ώστε να μπορούν να εκπαιδεύουν τα ΤΝΔ και να επιλύουν σύνθετα και με πολύ ενδιαφέρον προβλήματα.

Την τελευταία δεκαετία έχει ανανεωθεί πολύ το ενδιαφέρον για τα ΤΝΔ, τόσο από πλευράς των ερευνητών, όσο και από πλευράς των τομέων που αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Η συνεχής εξέλιξη όλο και πιο «δυναμικών» ΤΝΔ, όλο και καλύτερων αλγόριθμων εκπαίδευσης και εκμάθησης, αλλά και όλο και ισχυρών ηλεκτρονικών υπολογιστών, συνέβαλε στην αναγέννηση του ενδιαφέροντος για τα ΤΝΔ. Πολλά είναι

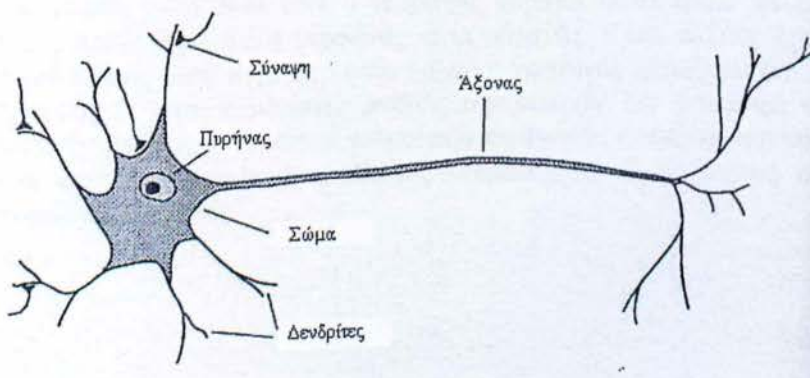


σήμερα τα παραδείγματα ΤΝΔ όπως: Boltzmann machine, Hopfield's network, Kohonen's network, Rumelhart's competitive learning model, Fukushima's model και Carpenter και Grossberg's Adaptive Resonance Theory model (Ackley et al 1985, Hopfield and Tank 1986, Kohonen 1988, Carpenter and Grossberg 1988). Το πεδίο αυτό δημιούργησε μεγάλο ενδιαφέρον στους ερευνητές σε πολλούς και διαφορετικούς τομείς όπως η Μηχανική, η Επιστήμη των Ηλεκτρονικών Υπολογιστών, η Φυσική, τα Μαθηματικά, η Ψυχολογία, η Ιατρική, η Οικονομία κλπ. (Μουστρής 2010)

## 2.2 Γενικά χαρακτηριστικά των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

### 2.2.1 Λειτουργία Φυσικού Νευρώνα

Η ακριβής λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι ακόμα και σήμερα άγνωστη και αποτελεί ένα από τα μυστήρια του ανθρώπινου οργανισμού. Βασικό στοιχείο του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι ένα ειδικού τύπου κύτταρο, που σε αντίθεση με αυτά του υπόλοιπου σώματος, δεν φαίνεται να αναπαράγεται. Εξαιτίας αυτού του είδους των κυττάρων, τα οποία είναι το μόνο μέρος του ανθρώπινου οργανισμού το οποίο δεν αντικαθίσταται με το χρόνο, έστω και με αργούς ρυθμούς, έχουμε τη δυνατότητα να σκεφτόμαστε, να θυμόμαστε και γενικότερα να αποκτούμε εμπειρία την οποία μπορούμε στη συνέχεια να εφαρμόσουμε σε κάθε μας ενέργεια. Τα κύτταρα αυτά που είναι περίπου ένα δισεκατομμύριο, είναι γνωστά ως νευρώνες (Σχήμα 1). Στους βιολογικούς νευρώνες, η πληροφορία είναι ηλεκτρικοί παλμοί που ταξιδεύουν στον άξονα κάθε νευρώνα και μέσω των συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες των νευρώνων που παραλαμβάνουν την πληροφορία-σήμα. Καθένας από αυτούς τους νευρώνες έχει τη δυνατότητα να συνδέεται και να ανταλλάσσει πληροφορίες με άλλους 200,000 περίπου νευρώνες αν και τυπικά αναφέρεται ένα πλήθος 1,000 με 10,000 συνδέσεων. Η ισχύς και οι δυνατότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου προέρχονται από τους μεγάλους αριθμούς αυτών των βασικών συστατικών και των πολλαπλών μεταξύ τους συνδέσεων, σε συνδυασμό με την ικανότητά τους για εκμάθηση, αλλά και το γενετικό τους προγραμματισμό. Κάθε νευρώνας έχει μια πολύπλοκη δομή. Αποτελείται από μυριάδες τμήματα



Σχήμα 2.1. Δομή βιολογικού νευρώνα του ανθρώπινου εγκεφάλου.



και υποσυστήματα αλλά και μηχανισμούς ελέγχου. Μπορούν να μεταβιβάζουν πληροφορίες μέσω ενός συστήματος από ηλεκτροχημικούς διαδρόμους. Σε μια προσπάθεια ταξινόμησής τους έχουν βρεθεί πάνω από εκατό διαφορετικοί τύποι νευρώνων. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων δεν είναι δυαδικές, ούτε σταθερές αλλά ούτε συγχρονισμένες. Εν ολίγοις, δεν μοιάζουν καθόλου με τους διαθέσιμους σήμερα ηλεκτρονικούς υπολογιστές, ή ακόμα και με τα ΤΝΔ.

### **Ο ανθρώπινος εγκέφαλος**

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει περίπου  $10^{11}$  νευρώνες και κάθε νευρώνας έχει περίπου 104 συνάψεις. Η τρομερή πολυπλοκότητα του εγκεφάλου τον καθιστά ικανό να εκτελεί με επιτυχία διάφορες λειτουργίες που συλλογικά αποτελούν αυτό που αποκαλούμε νοημοσύνη. Τέτοιες λειτουργίες είναι:

- Η αναγνώριση εικόνων (προσώπων, αντικειμένων, κλπ).
- Η μνήμη.
- Η αναγνώριση φωνής, η κατανόηση και η παραγωγή της γλώσσας.
- Η αυτόνομη πλοήγηση στο χώρο.
- Η κατάσταση στρατηγικής και η επιλογή της καλύτερης με βάση διάφορα κριτήρια κόστους.
- Η λογική, η λήψη αποφάσεων, η ανάπτυξη επιχειρημάτων, η συνεπαγωγή.
- Η μάθηση και η αυτοπροσαρμογή σε νέο περιβάλλον και σε νέες καταστάσεις.

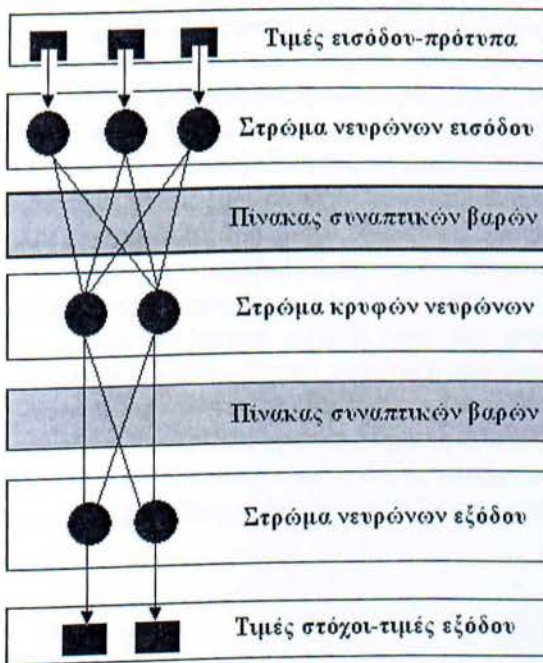
### **Λειτουργία του βιολογικού νευρώνα**

Στους βιολογικούς νευρώνες, φορέας πληροφορίας είναι οι ηλεκτρικοί παλμοί που ταξιδεύουν στον άξονα κάθε νευρώνα και μέσω των συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες του παραληπτών νευρώνων. Κάθε νευρώνας  $A$  συλλέγει όλο το ηλεκτρικό φορτίο που δέχεται από κάθε σύναψη στους δενδρίτες του, ζυγίζοντας το εισερχόμενο φορτίο με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος. Έτσι όσο πιο ισχυρή είναι η συναπτική ζεύξη τόσο πιο έντονα συμμετέχει το συγκεκριμένο φορτίο εισόδου στο συνολικό άθροισμα. Αν το άθροισμα του φορτίου ξεπερνάει κάποιο κατώφλι  $\theta$  τότε ο άξονας του  $A$  αρχίζει να παράγει ηλεκτρικούς παλμούς με μεγάλη συχνότητα, οπότε λέμε ότι ο νευρώνας πυροβολεί (fires) δηλαδή δίνει σήμα στην έξοδό του. Αν όμως το φορτίο δεν περνάει το συγκεκριμένο αυτό όριο τότε ο νευρώνας παράγει πολύ αραιά παλμούς σε τυχαίες στιγμές, οπότε λέμε ότι ο νευρώνας είναι αδρανής. Κάθε παλμός έχει συγκεκριμένο χρονικό πλάτος  $tp$  και μετά από κάθε παλμό ο νευρώνας χρειάζεται ένα ελάχιστο χρόνο ανάπαυσης  $tr$ . Έτσι ο μέγιστος ρυθμός των παλμών δεν ξεπερνάει το όριο:  $Firing\ frequency < 1 / (tp+tr)$ . Τελικά οι παλμοί που παράγονται μεταφέρονται κατά μήκος του άξονα και τροφοδοτούν τους άλλους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται ο  $A$ . (Λυμπεροπούλου 2006)

### 2.2.2 Λειτουργία του τεχνητού νευρώνα

Τα ΤΝΔ είναι σχετικά ακατέργαστα ηλεκτρονικά μοντέλα που βασίζονται στη δομή των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Είναι μονάδες επεξεργασίας που αποτελούνται από αλγόριθμους ή και συσκευές που διαμορφώνονται αόριστα με μια ανάλογη δομή τεχνητών νευρώνων, όπως αυτή στον ανθρώπινο εγκέφαλο, αλλά σε πολύ μικρότερη κλίμακα. Στα περισσότερα λογισμικά ΤΝΔ οι τεχνητοί νευρώνες, που αποτελούν τη θεμελιώδη μονάδα τους, καλούνται ως στοιχεία επεξεργασίας (processing elements).

Γενικά τα ΤΝΔ έχουν μια οργάνωση με τη μορφή στρωμάτων – επιπέδων (layers). Τα στρώματα αυτά αποτελούνται από διάφορους διασυνδεδεμένους μεταξύ τους κόμβους, οι οποίοι περιέχουν μια λειτουργία – συνάρτηση ενεργοποίησης. Τα ΤΝΔ είναι ουσιαστικά η απλή συγκέντρωση των πρωτόγονων τεχνητών νευρώνων μέσα σε ένα στρώμα – επίπεδο. Τα στρώματα αυτά με τη σειρά τους έχουν τη δυνατότητα να συνδέονται μεταξύ τους. Ο τρόπος με τον οποίο συνδέονται μεταξύ τους αυτά τα στρώματα είναι το άλλο κομμάτι «τέχνης» των ΤΝΔ που τους δίνει τη δυνατότητα να αντιμετωπίζουν και να δίνουν αξιόπιστες λύσεις σε πραγματικά προβλήματα του κόσμου μας. Βασικά, όλα σχεδόν τα ΤΝΔ έχουν την ίδια δομή ή αρχιτεκτονική, όπως αυτή που φαίνεται στο Σχήμα 2 που ακολουθεί και που αφορά ΤΝΔ με ένα κρυφό στρώμα.



Σχήμα 2.2 Αρχιτεκτονική δομή Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.

Στη δομή αυτή, κάποιοι από τους νευρώνες είναι σε συνεχή επαφή με τον «εξωτερικό, πραγματικό κόσμο», λαμβάνοντας από αυτόν τα δεδομένα – ερεθίσματα εισαγωγής (inputs). Όλοι αυτοί οι νευρώνες αποτελούν το στρώμα εισαγωγής (input layer) των δεδομένων. Άλλοι νευρώνες δίνουν την εικόνα του «εξωτερικού, πραγματικού κόσμου», με τα αποτελέσματα που παράγονται από το εκπαιδευμένο πλέον ΤΝΔ. Οι νευρώνες αυτοί αποτελούν το στρώμα παραγωγής ή στρώμα εξαγωγής αποτελεσμάτων (output layer). Αυτό το στρώμα παραγωγής είναι ο ιδιαίτερος χαρακτήρας, ή η απόδειξη, που

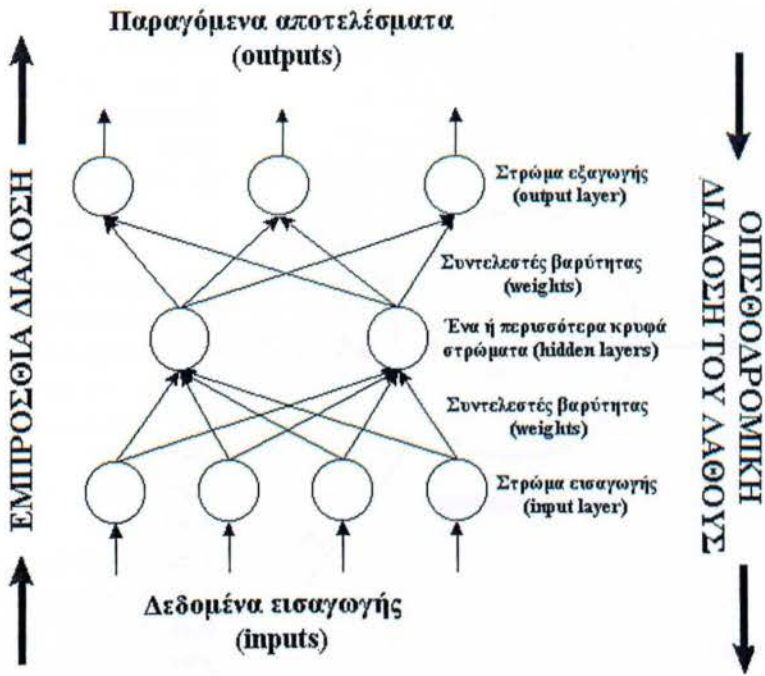


μας δείχνει ότι το δίκτυο «σκέφτεται» και ότι έχει ανιχνεύσει τη συγκεκριμένη εικόνα του προβλήματος που αντιμετωπίζει. Όλοι οι υπόλοιποι νευρώνες βρίσκονται κρυμμένοι και δεν είναι σε άμεση θέα ή άμεσα αναγνωρίσιμοι, αποτελώντας το σύνολο των κρυφών στρωμάτων (hidden layers).

Στα περισσότερα ΤΝΔ, κάθε νευρώνας σε ένα κρυφό στρώμα, λαμβάνει σήματα και επικοινωνεί ουσιαστικά με όλους τους νευρώνες στο στρώμα πάνω από το δικό του, που τυπικά είναι το στρώμα εισαγωγής δεδομένων. Αφού ο νευρώνας αυτός επεξεργαστεί το σήμα – πληροφορία και εφαρμόσει τη λειτουργία για την οποία έχει καθοριστεί, παράγει ένα αποτέλεσμα το οποίο περνάει – δίνει σε όλους τους άλλους νευρώνες που είναι στο επόμενο από το δικό του στρώμα, δημιουργώντας έτσι μια προς τα εμπρός τροφοδοσία του συστήματος με πληροφορίες, σήματα και αποτελέσματα. Αυτές οι γραμμές επικοινωνίας μεταξύ των στρωμάτων και των νευρώνων τους είναι οι πιο σημαντικές πτυχές των ΤΝΔ.

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων και των στρωμάτων τους. Ο πρώτος τύπος αναγκάζει έναν νευρώνα να παρεμποδίσει τη λειτουργία ενός άλλου νευρώνα που βρίσκεται στο ίδιο στρώμα με αυτόν (lateral inhibition). Η πιο συχνή χρήση αυτού του τύπου επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων συναντάται στο στρώμα εξαγωγής αποτελεσμάτων. Για παράδειγμα, σε ένα πρόβλημα αναγνώρισης κειμένου, εάν η πιθανότητα ένας χαρακτήρας να είναι το γράμμα «Α» είναι 85% και η πιθανότητα να είναι το γράμμα «Λ» είναι 65%, το ΤΝΔ πρέπει να αποφασίσει. Έτσι επιλέγει τη μεγαλύτερη από τις υπάρχουσες πιθανότητες, παρεμποδίζοντας όλες τις άλλες.

Ο δεύτερος τύπος επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων είναι η επικοινωνία με ανατροφοδότηση (feedback). Σε αυτή τη μορφή επικοινωνίας, το εξαγόμενο αποτέλεσμα από ένα στρώμα επιστρέφει σε ένα προηγούμενο από αυτό στρώμα. Εκεί γίνονται οι κατάλληλες επεξεργασίες των μέχρι τότε αποτελεσμάτων, οι απαραίτητες διορθώσεις και το νέο αποτέλεσμα μεταβιβάζεται στο επόμενο στρώμα. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται συνεχώς δημιουργώντας κύκλους εκμάθησης του ΤΝΔ. Ο τρόπος με τον οποίο γενικά συνδέονται μεταξύ τους και επικοινωνούν οι νευρώνες, έχει πολύ σημαντική επίδραση στην σωστή ανάπτυξη και λειτουργία του ΤΝΔ και συνεπώς και στην αξιοπιστία των αποτελεσμάτων του. Στα περισσότερα επαγγελματικά λογισμικά πακέτα που αφορούν ΤΝΔ, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να προσθέτει ή να αφαιρεί και γενικότερα να ελέγχει αυτούς τους τρόπους επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων και των στρωμάτων. Ένα παράδειγμα αυτού του είδους επικοινωνίας φαίνεται στο Σχήμα 3.



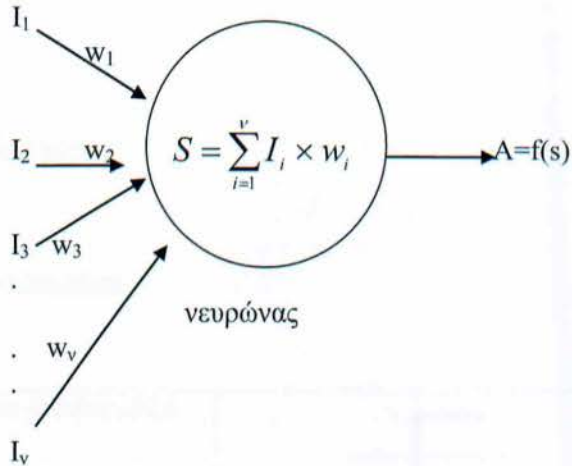
Σχήμα 2.3. Αρχιτεκτονική της επικοινωνίας με ανατροφοδότηση.

Κάθε τεχνητός νευρώνας αποτελείται από επτά (7) βασικά συστατικά. Αυτά τα συστατικά είναι απαραίτητα είτε ο νευρώνας προορίζεται για το στρώμα εισαγωγής, είτε για το στρώμα εξαγωγής αποτελεσμάτων, είτε για τα ενδιάμεσα κρυφά στρώματα. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα επτά αυτά συστατικά:

1) **Συντελεστές βαρύτητας-στάθμισης (weighting factors)**. Κάθε νευρώνας λαμβάνει ταυτόχρονα ένα μεγάλο πλήθος πληροφοριών και ερεθισμάτων. Κάθε πληροφορία έχει στον νευρώνα το δικό της συντελεστή βαρύτητας-στάθμισης, δίνοντάς της έτσι την απαραίτητη δυναμική που θα βοηθήσει στην περαιτέρω διαδικασία επεξεργασίας. Κάθε συντελεστής βαρύτητας μπορεί κατά τη διαδικασία επεξεργασίας να αλλάξει. Έτσι, κάποια από τα δεδομένα εισαγωγής γίνονται πιο σημαντικά από άλλα δίνοντας τη δυνατότητα στο ΤΝΔ να προχωρήσει πιο σωστά και αναλυτικά στην περαιτέρω επεξεργασία των δεδομένων.



2) **Συνάρτηση αθροίσματος (summation function).** Το πρώτο βήμα στην επεξεργασία είναι ο υπολογισμός του αθροίσματος των γινομένων των δεδομένων εισαγωγής επί των αντίστοιχων συντελεστών βαρύτητας, όλων των δεδομένων εισαγωγής. Μαθηματικά, τα δεδομένα εισαγωγής και οι αντίστοιχοι συντελεστές βαρύτητάς τους, είναι διανύσματα που μπορούν να παρασταθούν ως  $(I_1, I_2, I_3, \dots, I_v)$  και  $(w_1, w_2, w_3, \dots, w_v)$  αντίστοιχα. Δημιουργούνται έτσι δεδομένα εισαγωγής ( $\Delta E$ ) με έναν απλό πολλαπλασιασμό των  $I_i$  διανυσμάτων με το αντίστοιχο  $w_i$  διάνυσμά τους ( $\Delta E_1=I_1*w_1, \Delta E_2=I_2*w_2, \Delta E_3=I_3*w_3$  κοκ). Μια απλή αθροιστική συνάρτηση δημιουργείται από το άθροισμα όλων των γινομένων των  $I_i$  διανυσμάτων με το αντίστοιχο  $w_i$  διάνυσμά τους ( $\Delta E_1+\Delta E_2+\Delta E_3+ \dots +\Delta E_v$ ). Το αποτέλεσμα είναι ένας απλός αριθμός και όχι ένα διάνυσμα στοιχείων. Αυτή η απλή αθροιστική συνάρτηση, μπορεί βέβαια να είναι πιο πολύπλοκη, ανάλογα με τις ανάγκες του ΤΝΔ και την πολυπλοκότητα του προβλήματος που αυτό καλείται κάθε φορά να αντιμετωπίσει.



Σχήμα 2.4. Δομή και λειτουργία τεχνητού νευρώνα

3) **Συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης (transfer activation function).** Το αποτέλεσμα της παραπάνω απλής αθροιστικής συνάρτησης, μετασχηματίζεται σε ένα ικανό, για περαιτέρω επεξεργασία δεδομένο, μέσω ενός αλγόριθμου γνωστού ως συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης. Με τη συνάρτηση μεταφοράς, το συνολικό άθροισμα συγκρίνεται με κάποιο κατώτατο όριο, καθορίζοντας έτσι το εξαγόμενο αποτέλεσμα, από τον νευρώνα. Η συνάρτηση μεταφοράς είναι συνήθως μια μη γραμμική συνάρτηση. Γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς, είναι συνήθως περιορισμένων δυνατοτήτων εξ αιτίας του ότι πρέπει τα δεδομένα εισαγωγής να είναι, στην περίπτωση αυτή, ανάλογα με τα ζητούμενα από το ΤΝΔ αποτελέσματα. Αυτό ήταν και το σημαντικότερο πρόβλημα των πρώτων ΤΝΔ που οδήγησε στην αρχική εγκατάλειψή τους. Υπάρχουν πολλές διαφορετικές μοντελοποιήσεις του τεχνητού νευρώνα και έτσι μια συνάρτηση μεταφοράς-ενεργοποίησης μπορεί να πάρει μια από τις παρακάτω μορφές (Διαμαντάρας 2007):

Βηματική συνάρτηση-1/1 (stepfunction-1/1)  
 $f(u)=-1, \text{ αν } u \leq 0$  και  
 $f(u)=1, \text{ αν } u > 0$

Η συνάρτηση αυτή συμβολίζεται επίσης και ως “sgn” από το λατινικό “signum” που σημαίνει πρόσημο.

Σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoidfunction)

$f(u)=1/(1+e^{-u})$  με  $0 \leq f(u) \leq 1$  για κάθε τιμή της μεταβλητής  $u$ .

Συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (hyperbolic tangentfunction)

$f(u)=\tanh(u)=(1-e^{-u})/(1+e^{-u})$  με  $-1 \leq f(u) \leq 1$  για κάθε τιμή της μεταβλητής  $u$ .

Συνάρτηση κατωφλίου (thresholdfunction)

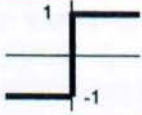

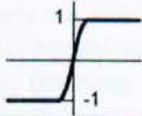
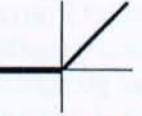
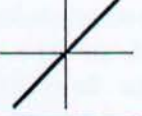
$f(u)=0$ , αν  $u \leq 0$   
 $f(u)=u$ , αν  $0 < u < 1$   
 $f(u)=1$ , αν  $u \geq 1$

Συνάρτηση ράμπας (rampfunction)

$f(u)=0$ , αν  $u \leq 0$   
 $f(u)=u$ , αν  $u > 0$

Γραμμική συνάρτηση (linearfunction)

$f(u)=u$

<p>Συνάρτηση Βήματος <math>-1/1</math> (step function <math>-1/1</math>):</p> <p><math>f(u) = -1</math>, αν <math>u \leq 0</math></p> <p><math>f(u) = 1</math>, αν <math>u &gt; 0</math></p>	
<p>Σιγμοειδής (sigmoid):</p> <p><math>f(u) = 1/(1+e^{-u})</math></p>	
<p>Υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent):</p> <p><math>f(u) = \tanh(u) = (1 - e^{-u})/(1 + e^{-u})</math></p>	
<p>Συνάρτηση αναρριχήσεως (ramp function):</p> <p><math>f(u) = 0</math>, αν <math>u \leq 0</math></p> <p><math>f(u) = u</math>, αν <math>u &gt; 0</math></p>	
<p>Γραμμική συνάρτηση (linear function):</p> <p><math>f(u) = u</math></p>	

4) **Κλίμακα και περιορισμοί (scaling and limiting)**. Μετά από την επεξεργασία με τη συνάρτηση μεταφοράς, το αποτέλεσμα μπορεί να περάσει με μια πρόσθετη διαδικασία που είναι η κλίμακα και οι περιορισμοί. Η κλίμακα είναι ένας απλός πολλαπλασιασμός με έναν παράγοντα κλίμακας της τιμής της συνάρτησης μεταφοράς. Ο περιορισμός είναι ο μηχανισμός που εξασφαλίζει ότι το κλιμακούμενο πλέον αποτέλεσμα δεν υπερβαίνει ένα ανώτερο ή ένα κατώτερο όριο.

5) **Συνάρτηση παραγωγής – ανταγωνισμού (output function-competition)**. Κάθε στοιχείο επεξεργασίας, δημιουργεί ένα σήμα παραγωγής το οποίο μπορεί να είναι αποτέλεσμα και σε εκατοντάδες άλλους νευρώνες. Κάτι αντίστοιχο συμβαίνει και με τους βιολογικούς νευρώνες στον άνθρωπο, όπου ένα πλήθος πληροφοριών δημιουργεί



ένα μόνο αποτέλεσμα. Οι νευρώνες τώρα, ανταγωνίζονται ο ένας τον άλλο, παρεμποδίζοντας ο ένας τον άλλο ώστε τελικά να επικρατήσει αυτός που έχει τη μεγαλύτερη δυναμική. Ο ανταγωνισμός αυτός μπορεί να γίνει σε ένα ή ακόμα και δύο ταυτόχρονα επίπεδα. Αρχικά ο ανταγωνισμός καθορίζει το ποιος τεχνητός νευρώνας θα είναι ενεργοποιημένος, ή παρέχει ένα αποτέλεσμα. Στη συνέχεια, τα προϊόντα του αρχικού ανταγωνισμού, βοηθούν στον καθορισμό του ποια διαδικασία επεξεργασίας ή προσαρμογής θα πάρει μέρος στην εκμάθηση των νευρώνων.

6) **Συνάρτηση λάθους και οπισθοδρομική διάδοση τιμής (error function and back-propagated value).** Στα περισσότερα ΤΝΔ, κατά την εκπαίδευσή τους υπολογίζεται η τυχόν διαφορά μεταξύ του παραγόμενου από το ΤΝΔ αποτελέσματος και του πραγματικού – επιθυμητού αποτελέσματος. Αυτό το αρχικά ακατέργαστο λάθος, μετασχηματίζεται με τη βοήθεια της συνάρτησης λάθους, δημιουργώντας έτσι μια ιδιαίτερη και σημαντική αρχιτεκτονική στο ΤΝΔ. Στη συνέχεια, με την οπισθοδρομική διάδοση, το λάθος μεταφέρεται πίσω σε ένα προηγούμενο στρώμα. Επαναλαμβάνεται εκ νέου η διαδικασία εκμάθησης με τη βοήθεια της συνάρτησης εκμάθησης και παραγωγής αποτελέσματος από το ΤΝΔ και υπολογίζεται το νέο λάθος, κλείνοντας έτσι ένας νέος κύκλος εκμάθησης.

7) **Συνάρτηση εκμάθησης (learning function).** Η συνάρτηση εκμάθησης έχει σαν στόχο να τροποποιήσει τους μεταβλητούς συντελεστές βαρύτητας στα δεδομένα εισαγωγής σε κάθε στοιχείο επεξεργασίας, σύμφωνα με κάποιους νευρωνικούς αλγόριθμους. Υπάρχουν δύο τύποι εκμάθησης. Η ελεγχόμενη ή εποπτευόμενη (supervised learning) εκμάθηση και η μη ελεγχόμενη ή μη εποπτευόμενη (unsupervised learning) εκμάθηση (Hopfield 1987).

Στη διαδικασία της *ελεγχόμενης εκμάθησης* το ΤΝΔ πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί ώστε στη συνέχεια να καθίσταται χρήσιμο και αποτελεσματικό. Η εκπαίδευσή του ουσιαστικά συνίσταται στην παρουσίαση τόσο των δεδομένων εισαγωγής όσο και των επιθυμητών – πραγματικών δεδομένων (αποτελεσμάτων) σε αυτό. Το σύνολο αυτών των δεδομένων συνηθίζεται να ονομάζεται ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training set). Δηλαδή, για κάθε σύνολο στοιχείων εισαγωγής που δίνεται στο ΤΝΔ, ταυτόχρονα του δίνεται και το αντίστοιχο σύνολο με τα πραγματικά – επιθυμητά αποτελέσματα. Έτσι το ΤΝΔ έχει τη δυνατότητα μέσω της λειτουργίας της οπισθοδρομικής διάδοσης του λάθους, να μεταβάλλει τις τιμές των συντελεστών βαρύτητας των νευρώνων και να επαναλάβει τον κύκλο εκμάθησης, αφού μπορεί να συγκρίνει το δικό του αποτέλεσμα, σε κάθε κύκλο εκπαίδευσης, με το πραγματικό – επιθυμητό αποτέλεσμα. Η διαδικασία αυτή εκμάθησης μπορεί να είναι χρονοβόρα, κάτι που εξαρτάται κυρίως από τη δυσκολία του προβλήματος που καλείται να επιλύσει το ΤΝΔ, αλλά και από τον όγκο των πληροφοριών – δεδομένων. Όταν πλέον δεν είναι απαραίτητη η περαιτέρω εκμάθηση του ΤΝΔ, παγώνουν για τη συγκεκριμένη εφαρμογή οι συντελεστές βαρύτητας των νευρώνων.

Η σωστή εκπαίδευση του ΤΝΔ εξαρτάται κυρίως από το πόσο καλά γνωρίζουμε εμείς το πρόβλημα και από τα στοιχεία που διαθέτουμε για το πρόβλημα αυτό. Τα δεδομένα εκπαίδευσης, πρέπει τις περισσότερες φορές να είναι πολλά ή τόσα και τέτοια ώστε να είναι αρκετά για μια σωστή εκμάθηση του προβλήματος από το ΤΝΔ. Αν κάποιο απαραίτητο δεδομένο λείπει ή κάποιο δεδομένο που έχουμε δώσει δεν έχει σχέση με το συγκεκριμένο πρόβλημα, τότε δημιουργείται «θόρυβος» και το ΤΝΔ δυσκολεύεται στο



να αποκτήσει την απαραίτητη εμπειρία για τη σωστή επίλυση του προβλήματος. Αν πάλι το πλήθος του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης είναι σχετικά μικρό, μπορεί το ΤΝΔ να οδηγηθεί σε μια λάθος εμπειρία που θα οδηγήσει με τη σειρά της σε μια λάθος ή σε μια μη αξιόπιστη λύση. Για παράδειγμα, αν προσπαθούμε να μάθουμε την πρόσθεση αριθμών σε ένα μαθητή της πρώτης τάξης του Δημοτικού, και αφού του δείξαμε τρεις τέσσερις προσθέσεις του ζητάμε να κάνει και αυτός άλλες προσθέσεις, προφανώς η εμπειρία που απέκτησε ο μαθητής δεν είναι αρκετή ώστε να μπορεί να δίνει αξιόπιστες και σωστές απαντήσεις σε όλες τις προσθέσεις που θα του ζητηθούν στη συνέχεια. Η εμπειρία αποκτάται αφού πρώτα έχουμε συναντήσει το ίδιο πράγμα πολλές φορές.

Όταν λοιπόν έχει εκπαιδευτεί σωστά το ΤΝΔ και έχει αποκτήσει την απαραίτητη εμπειρία, με τη βοήθεια της ελεγχόμενης εκμάθησης στο σύνολο των δεδομένων εισαγωγής και εκπαίδευσης, είναι σημαντικό να δούμε στη συνέχεια τι μπορεί αυτό να κάνει με ένα σύνολο δεδομένων τα οποία «βλέπει» για πρώτη φορά και για τα οποία βέβαια δεν έχει εκπαιδευτεί. Αν το σύστημα δεν μπορεί να δώσει στο άγνωστο αυτό σύνολο λογικά αποτελέσματα, αυτό σημαίνει ότι η περίοδος εκμάθησης για το ΤΝΔ δεν έχει τελειώσει. Ουσιαστικά, το κριτήριο αυτό είναι πολύ σημαντικό γιατί έτσι μπορούμε να διαπιστώσουμε αν το ΤΝΔ που εκπαιδεύσαμε είναι αξιόπιστο ή απλά έχει αποστηθίσει – παπαγαλίσει τα δεδομένα εισαγωγής και εκπαίδευσής του.

Στην μη ελεγχόμενη εκμάθηση το ΤΝΔ καλείται να δημιουργήσει ή να αποφασίσει με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης, για ένα αποτέλεσμα που του είναι άγνωστο και δεν περιέχεται στο σύνολο των δεδομένων εισαγωγής. Είναι ΤΝΔ που ουσιαστικά σήμερα δεν βρίσκονται σε ευρεία εφαρμογή και χρήση. Θα λέγαμε μάλλον ότι είναι μια ακαδημαϊκή καινοτομία. Σίγουρα η εξέλιξή τους υπόσχεται πολλά για το μέλλον, αφού ουσιαστικά θα μιλάμε πλέον για ηλεκτρονικούς υπολογιστές και υπολογιστικές μηχανές που θα μπορούν να μαθαίνουν με έναν δικό τους καθαρά τρόπο. Ο τρόπος εκμάθησης θα αποφασίζεται από τις ίδιες τις μηχανές, μέσω μιας πραγματικής ρομποτικής αίσθησης, περίπου όπως αυτή που έχει ο άνθρωπος.

Κλείνοντας, θα μπορούσαμε να πούμε ότι όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος μαθαίνει ουσιαστικά από την εμπειρία του, έτσι και τα ΤΝΔ μαθαίνουν και αυτά αφού πρώτα εκπαιδευτούν και αποκτήσουν μια σχετική εμπειρία στο πρόβλημα για το οποίο εκπαιδεύτηκαν. (Μουστρής 2010)

Η κατάσταση στην οποία βρίσκεται ένας τεχνητός νευρώνας περιγράφεται από έναν δυαδικό αριθμό  $y$ . Συγκεκριμένα, αν  $y=0$  ο νευρώνας είναι αδρανής ενώ αν  $y=1$  ο νευρώνας είναι ενεργοποιημένος. Οι συνάψεις, που είναι για το βιολογικό νευρώνα τα σημεία ένωσης μεταξύ του άξονα του νευρώνα δότη με τους δενδρίτες του νευρώνα δέκτη του σήματος-πληροφορίας (Σχήμα 1), αντιστοιχούν στους τεχνητούς νευρώνες, με τα συναπτικά βάρη (synaptic weights)  $w_i$  που είναι πραγματικοί αριθμοί, παίρνουν θετικές τιμές (ενισχυτικές συνάψεις) και αρνητικές τιμές (αρνητικές συνάψεις) ανάλογα με το αν το σήμα-φορτίο που φτάνει στον νευρώνα τον «ερεθίζει» ώστε να παράγει σήμα με μεγαλύτερη συχνότητα ή τον «καταστέλλει» εμποδίζοντάς τον να παράγει σήμα αντίστοιχα. Αν  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  είναι οι είσοδοι του νευρώνα και  $u$  το άθροισμα του φορτίου-σήματος που φτάνει τελικά στο νευρώνα, ισχύει:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

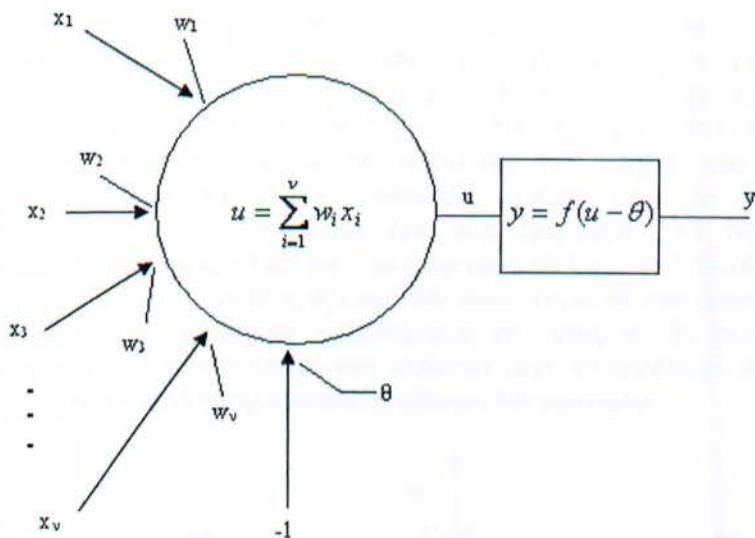
Αν τώρα το άθροισμα  $u$  είναι μεγαλύτερο από ένα όριο-κατώφλι  $\theta$  (threshold) τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται ή αν το άθροισμα  $u$  είναι μικρότερο του ορίου ο νευρώνας



παραμένει αδρανής. Η μαθηματική έκφραση αυτής της διαδικασίας περιγράφεται από τη συνάρτηση που είναι γνωστή ως βηματική συνάρτηση (step function):

$$y = f(u - \theta)$$

Σχηματικά το παραπάνω μαθηματικό μοντέλο μπορεί να παρασταθεί όπως στο Σχήμα 2.5 (Διαμαντάρας 2007).



Σχήμα 2.5 Το μοντέλο των McCulloch&Pitts για τον τεχνητό νευρώνα.

Το κατώφλι-όριο  $\theta$  είναι ένας θετικός ή αρνητικός πραγματικός αριθμός, όπως και τα συναπτικά βάρη  $w_1, w_2, w_3, \dots, w_v$ . Θα μπορούσαμε να πούμε ότι τι όριο  $\theta$  είναι ένα επιπλέον συναπτικό βάρος το οποίο είναι συνδεδεμένο με μια σταθερή είσοδο  $x_0$  με τιμή πάντοτε ίση με  $-1$ . Με βάση τα παραπάνω, μπορούμε να γράψουμε για το άθροισμα  $u$  του φορτίου που δέχεται ο νευρώνας:

$$u = \sum_{i=1}^v w_i x_i - \theta = w_0 x_0 + \sum_{i=1}^v w_i x_i$$

$$\text{όπου } w_0 = \theta \text{ και } x_0 = -1.$$

(Μουστρής 2010)

## 2.3 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

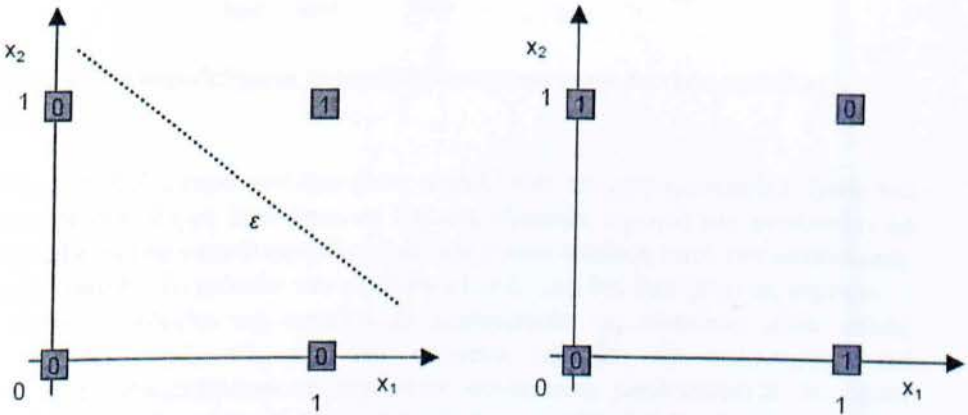
### 2.3.1 Αντιληπτήρας (Perceptron)

Ο Αντιληπτήρας προτάθηκε το 1957 από τον Rosenblatt και αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα όπως στο μοντέλο McCulloch-Pitts. Η μάθηση γίνεται με επίβλεψη και η συνάρτηση μεταφοράς είναι η βηματική (είτε 0/1 είτε  $-1/1$ ). Ο αλγόριθμος μάθησης μεταβάλλει τις τιμές των βαρών. Ένας αντιληπτήρας διαχωρίζει τα πρότυπα εισόδου σε δύο ομάδες, τοποθετώντας από τη μία μεριά όσα παράγουν έξοδο 1 και από την άλλη

όσα παράγουν έξοδο 0. Επομένως είναι κατάλληλος για γραμμικώς διαχωρίσιμα προβλήματα (*linearly separable*). Αν το πρόβλημα είναι γραμμικά διαχωρίσιμο τότε ο αλγόριθμος συγκλίνει σε πεπερασμένο αλλά άγνωστο αριθμό επαναλήψεων. Αν το πρόβλημα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο ο αντιληπτήρας δεν συγκλίνει ποτέ. (Λυμπεροπούλου 2006)

### 2.3.2 Το δίκτυο ADALINE

Το δίκτυο ADALINE ή *Adaptive LINear Element* (Αυτοπροσαρμοζόμενο Γραμμικό Στοιχείο) προτάθηκε από τους Widrow και Hoff και αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα όπως ο αντιληπτήρας και η εκπαίδευση του γίνεται με επίβλεψη. Οι στόχοι όμως συγκρίνονται με τη διέγερση και όχι με την έξοδο  $y$ . Σαν κριτήριο σύγκλισης χρησιμοποιείται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της απόκλισης των στόχων από τις διεγέρσεις. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης Δέλτα (Deltarule) σταματά όταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα γίνει μικρότερο από κάποιο όριο που έχει τεθεί. Στο δίκτυο ADALINE οι στόχοι δεν είναι σαφείς όπως στον αντιληπτήρα (0/1 ή -1/1) αλλά το δίκτυο ADALINE συγκλίνει ακόμα κι αν το πρόβλημα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο, ενώ στην περίπτωση αυτή ο αντιληπτήρας ταλαντώνεται επ' άπειρον. Το δίκτυο ADALINE όμως δεν εγγυάται το προσδιορισμό των κλάσεων όταν το πρόβλημα είναι γραμμικά διαχωρίσιμο ενώ στον αντιληπτήρα τέτοιο πρόβλημα δεν υφίσταται.



Συνάρτηση AND  
(γραμμικώς διαχωρίσιμη)

Συνάρτηση XOR  
(μη γραμμικώς διαχωρίσιμη)

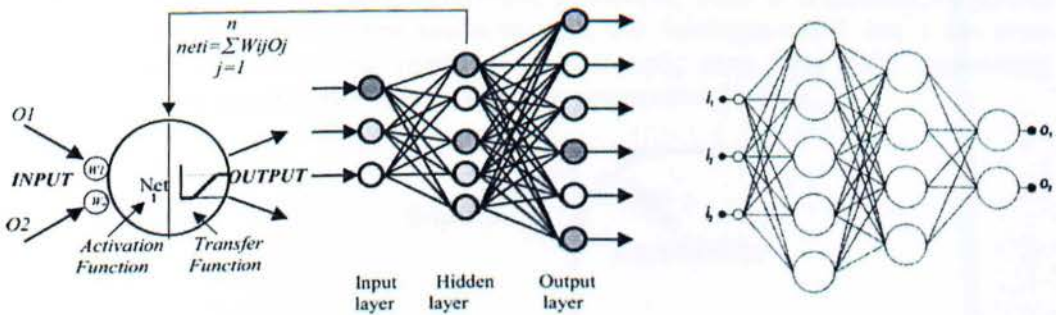
Σχήμα 2.6 Παραδείγματα γραμμικώς και μη-γραμμικώς διαχωρίσιμων προβλημάτων.

Το 1969 οι Minsky και Papert απέδειξαν μαθηματικά ότι τα ΤΝΔ ενός επιπέδου δεν μπορούν να λύσουν συγκεκριμένα προβλήματα ενώ το 1982 αποδείχθηκε μαθηματικά ότι ένα νευρωνικό δίκτυο πολλών επιπέδων μπορεί να αποθηκεύσει οποιαδήποτε πληροφορία. Τα πολυστρωματικά δίκτυα που προκύπτουν από πολλούς τέτοιους γραμμικούς νευρώνες ονομάζονται M-ADALINE. (Λυμπεροπούλου 2006)



### 2.3.3 Πολυστρωματικοί αντιληπτήρες πρόσθιας τροφοδότησης (MultiLayer Perceptrons ή MLPs)

Η πιο δημοφιλής αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη του τροποσφαιρικού όζοντος είναι το πολυστρωματικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Feed-Forward) και εποπτευόμενης μάθησης μέσω διόρθωσης σφάλματος με ανατροφοδότηση (Back Propagation), γνωστά ως πολυστρωματικοί αντιληπτήρες (MultiLayer Perceptrons ή MLPs). Ένα δίκτυο δύο επιπέδων μπορεί να προσεγγίσει όσο καλά επιθυμούμε οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση. Ένα τέτοιο δίκτυο προσφέρει δυνατότητα επίλυσης πολύπλοκων προβλημάτων αλλά όσο πιο πολύπλοκη είναι η συνάρτηση που επιθυμούμε να προσεγγίσουμε τόσο περισσότεροι νευρώνες απαιτούνται στο κρυφό επίπεδο.



Σχήμα 2.7 Ενδεικτικά παραδείγματα τυπικού πολυστρωματικού δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης.

Αν το πλήθος των δεδομένων εισόδου είναι μικρό, τότε τα χρησιμοποιούμε ξανά και ξανά με κυκλική επανάληψη έτσι ώστε να δημιουργήσουμε τεχνητά μια ακολουθία με άπειρο μήκος. Μια τέτοια επανάληψη όλων των προτύπων εισόδου κατά την εκπαίδευση καλείται *εποχή* (epoch). Το επίπεδο των εισόδων  $x_1, x_2, \dots, x_n$  δεν λογίζεται ως στρώμα νευρώνων καθώς οι κόμβοι της εισόδου δε λειτουργούν ως νευρώνες αλλά απλώς μεταδίδουν τις τιμές  $x_1, x_2, \dots, x_n$  στο επόμενο επίπεδο. Οι πολυστρωματικοί αντιληπτήρες που ενσωματώνουν τη σιγμοειδή συνάρτηση αποδεικνύεται ότι έχουν πολλές δυνατότητες αναπαραγωγής συναρτήσεων. Έχει αποδειχθεί ότι δίκτυα αυτής της μορφής μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε ομαλή συνάρτηση. Για το λόγο αυτό τα δίκτυα αυτά καλούνται και “Universal Approximators” (Παγκόσμιοι Προσεγγιστές). Το εντυπωσιακό είναι ότι στις περισσότερες περιπτώσεις αρκεί να χρησιμοποιηθούν μόλις δύο στρώματα νευρώνων (εκτός από το στρώμα εισόδου), για την προσέγγιση οποιασδήποτε ομαλής συνάρτησης. Επίσης σύμφωνα με το θεώρημα του παγκόσμιου προσεγγιστή, ένα δίκτυο δύο κρυμμένων επιπέδων με λιγότερα νευρόνια σε κάθε κρυμμένο επίπεδο, μπορεί να επιτύχει την ίδια ακρίβεια με ένα δίκτυο ενός κρυμμένου επιπέδου με μεγαλύτερο αριθμό νευρωνίων. Επιπλέον η χρήση δύο κρυμμένων επιπέδων οδηγεί σε δίκτυα που εκπαιδεύονται ταχύτερα και αποφεύγουν παγίδευση σε τοπικά ελάχιστα. Η εκπαίδευση ενός δικτύου πολλών στρωμάτων είναι η διαδικασία ρύθμισης των συναπτικών βαρών του και των συντελεστών πόλωσης, έτσι ώστε να ικανοποιείται κάποιο κριτήριο καταλληλότητας. Αυτός άλλωστε είναι και ο στόχος της εκπαίδευσης τέτοιων νευρωνικών δικτύων. Ένα δίκτυο MLP μπορεί να υλοποιήσει οποιαδήποτε συνεχή διαχωριστική επιφάνεια σε  $n$  διαστάσεις σε αντίθεση με τον απλό αντιληπτήρα ο οποίος μπορεί να υλοποιήσει μόνο μια διαχωριστική επιφάνεια. Θυμίζουμε σε



αντιδιαστολή, ότι ο αντιληπτήρας μπορεί να επιλύσει μόνο γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα. Αυτό αιτιολογεί και τη δημοτικότητα των αλγορίθμων εκπαίδευσης των MLP με κυριότερο εκπρόσωπο τον αλγόριθμο μάθησης μέσω διόρθωσης σφάλματος με ανατροφοδότηση (BackPropagation). Οι πολυστρωματικοί αντιληπτήρες όπου οι νευρώνες χρησιμοποιούν τη συνάρτηση βήματος 0/1 ή  $-1/1$  μπορούν, να υλοποιήσουν σύνθετες συναρτήσεις που δεν μπορεί να υλοποιήσει ένας απλός αντιληπτήρας. Ωστόσο, η χρήση της βηματικής συνάρτησης δεν προτιμάται. Ο λόγος είναι ότι οι περισσότεροι κανόνες εκπαίδευσης βασίζονται σε μεθόδους βελτιστοποίησης, όπως πχ. η μέθοδος της κατάβασης βάρων (gradient descent), οι οποίες χρησιμοποιούν παραγώγους, ενώ η βηματική συνάρτηση δεν είναι παραγωγίσιμη.

Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση μεταφοράς είναι η σιγμοειδής (sigmoid) συνάρτηση  $f(u) = 1/(1+e^{-u})$  που λαμβάνει τιμές στο διάστημα από 0 έως 1 και είναι παραγωγίσιμη. Η επιλογή της συνάρτησης μεταφοράς είναι ένας πολύ σημαντικός παράγοντας κατά τη φάση της δημιουργίας ενός νευρωνικού δικτύου.



Σχήμα 2.8 Βηματική και σιγμοειδής συνάρτηση

Μια άλλη συνάρτηση που χρησιμοποιείται εναλλακτικά και μοιάζει με τη βηματική συνάρτηση  $-1/1$  είναι η υπερβολική εφαπτομένη  $\tanh$ . Η υπερβολική εφαπτομένη είναι επίσης παραγωγίσιμη και έχει απλή σχέση με τη σιγμοειδή συνάρτηση:

$$\tanh(u) = 2f(2u) - 1.$$

Η έξοδος ενός νευρώνα προσαρμόζεται σύμφωνα με τη συνάρτηση μεταφοράς και προωθείται σαν είσοδος στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου αλλάζοντας τα βάρη και τους συντελεστές πόλωσης. Σε αυτό οφείλεται και το όνομα των νευρωνικών δικτύων αυτής της αρχιτεκτονικής καθώς συνεπάγεται μια πρόσθια κατεύθυνση επεξεργασίας της πληροφορίας αφού οι νευρώνες οποιουδήποτε επιπέδου τροφοδοτούν αποκλειστικά τους νευρώνες του επομένου επιπέδου και τροφοδοτούνται αποκλειστικά από τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου. Το πρώτο πρόβλημα που πρέπει να αντιμετωπιστεί στη χρήση ενός τέτοιου μοντέλου είναι ο αριθμός των κρυμμένων (hidden) επιπέδων και ο αριθμός των νευρώνων αυτών των επιπέδων. Αν ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων είναι πολύ μικρός τότε ο αλγόριθμος διόρθωσης σφάλματος με ανατροφοδότηση δεν θα καταφέρει να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα μέσω αλλαγών στα βάρη. Από την άλλη πλευρά, η επιλογή περισσότερων νευρώνων απ' όσους χρειάζονται θα δημιουργήσει ένα δίκτυο χαμηλής απόδοσης, κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του οποίου, το σφάλμα ελαχιστοποιείται αλλά όταν δίνονται νέα δεδομένα, το δίκτυο που έχει "απομνημονεύσει" τα συγκεκριμένα παραδείγματα με τα οποία εκπαιδεύτηκε, δεν μπορεί να αποδώσει



ικανοποιητικά εμφανίζοντας μεγάλο σφάλμα που συνήθως οφείλεται σε υπερβολική προσαρμογή (over fitting). Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος χρησιμοποιούνται δύο τεχνικές συστηματοποίησης-γενίκευσης (regularization), μέσω των οποίων επιλέγεται αυτόματα ο αριθμός των νευρώνων των κρυμμένων επιπέδων και παράλληλα μεταβάλλεται εν μέρει η συνάρτηση μεταφοράς. Η πρώτη τεχνική λέγεται Early Stopping και τα δεδομένα χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες:

Τα δεδομένα με τα οποία θα εκπαιδευτεί το δίκτυο (training set) και θα αναπροσαρμοστούν οι παράμετροι που το καθορίζουν (αριθμός νευρώνων, πλήθος κρυμμένων επιπέδων, συνάρτηση μεταφοράς) τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν για τη μείωση του σφάλματος (validation set) έτσι ώστε όταν ξεπερνά κάποιο συγκεκριμένο όριο, η εκπαίδευση σταματά και οι παράμετροι του συστήματος επανέρχονται στην κατάσταση που ήταν όταν το λάθος ήταν ελάχιστο, και τα δεδομένα με τα οποία θα ελεγχθεί η απόδοση του νευρωνικού δικτύου (performance ή test set).

Η δεύτερη τεχνική λέγεται Bayesian regularization και τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- τα δεδομένα με τα οποία θα εκπαιδευτεί το δίκτυο (training set), και
- τα δεδομένα με τα οποία θα ελεγχθεί η απόδοση του νευρωνικού δικτύου (test set).

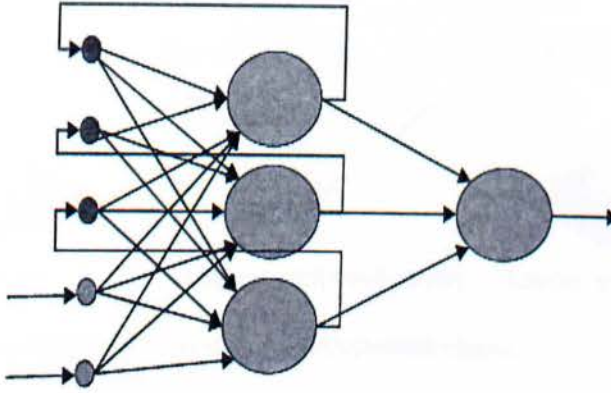
Το μέγεθος του δικτύου, από το οποίο ουσιαστικά εξαρτάται και ο βαθμός εκπαίδευσης του δικτύου, καθορίζεται αυτόματα αποκόπτοντας όλους τους νευρώνες που δεν μετέχουν ουσιαστικά στην εύρεση της πρόβλεψης (έξοδο του δικτύου). Τα συναπτικά βάρη και οι συντελεστές πόλωσης είναι οι παράμετροι που πρέπει να διορθωθούν ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα, καθώς τόσο οι εισοδοί όσο και οι στόχοι είναι δεδομένοι και σταθεροί. Μια σημαντική παράμετρος που θα πρέπει να προσδιοριστεί κατά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι ο *ρυθμός εκπαίδευσης (learning rate)*, που καθορίζει το πόσο γρήγορα συγκλίνει ο αλγόριθμος μάθησης, καθώς η διόρθωση των βαρών είναι ανάλογη του ρυθμού εκπαίδευσης. Αν επιλεγεί μεγάλος ρυθμός εκπαίδευσης τότε υπάρχει κίνδυνος συνεχούς ταλάντωσης γύρω από τις βέλτιστες τιμών βαρών, ενώ αν επιλεγεί μικρός ρυθμός εκπαίδευσης τότε η σύγκλιση είναι πολύ αργή ενώ μπορεί να οδηγήσει σε παγίδευση σε τοπικά ελάχιστα. (Λυμπεροπούλου 2006)

#### 2.3.4 Πολυστρωματικά δίκτυα με ανατροφοδότηση (αναδρομικά-recurrent ή feedback)

Ένα νευρωνικό δίκτυο λέγεται αναδρομικό, εάν υπάρχει έστω και μια σύνδεση από έναν νευρώνα επιπέδου  $i$  προς έναν νευρώνα επιπέδου  $j$ , όπου  $j \leq i$ . Οι αναδρομικές συνδέσεις καθιστούν τα δίκτυα αυτά ικανά να αναγνωρίζουν χρονικές ή και χωρικές συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων, χωρίς να χρειάζεται τα δεδομένα που αναφέρονται σε διαφορετικές χρονικές στιγμές ή χωρικές θέσεις να εμφανιστούν στο δίκτυο ταυτόχρονα. Η ύπαρξη αναδρομικών συνδέσεων δημιουργεί την ανάγκη συγχρονισμού στο δίκτυο, όσον αφορά τη μετάδοση των σημάτων. Έτσι εισάγονται “καθυστερήσεις” (delays) στις αναδρομικές συνδέσεις. Χαρακτηριστικό παράδειγμα πολυστρωματικών δικτύων με ανατροφοδότηση είναι το δίκτυο Elman. Το δίκτυο Elman αποτελείται από δύο επίπεδα νευρώνων. Το κρυφό επίπεδο, το οποίο συνήθως έχει νευρώνες με σιγμοειδείς συναρτήσεις ενεργοποίησης και το επίπεδο εξόδου, το οποίο συνήθως έχει γραμμικούς νευρώνες. Υπάρχει αναδρομική σύνδεση από τις εξόδους των νευρώνων του κρυφού



επιπέδου στις εισόδους των ίδιων νευρώνων. Το κρυφό επίπεδο έχει συνήθως πολλούς νευρώνες.



Σχήμα 2.9 Τυπικό δίκτυοElman.

Η έξοδος των νευρώνων του κρυφού επιπέδου παρουσιάζεται ως είσοδος στους ίδιους νευρώνες την επόμενη χρονική στιγμή. Άρα η έξοδος του δικτύου Elman εξαρτάται τόσο από την τρέχουσα είσοδό του, όσο και από τις προηγούμενες εισόδους του (μάλιστα όχι μόνο από την αμέσως προηγούμενη). Είναι λοιπόν αναμενόμενο για δεδομένο πρότυπο εισόδου να προκύψει σε δύο διαφορετικές δοκιμές διαφορετική έξοδος, εάν τα προηγούμενα πρότυπα που παρουσιάστηκαν στην είσοδο δεν ήταν ίδια. Με δεδομένο ότι η απόκριση του δικτύου Elman εξαρτάται όχι μόνο από την τρέχουσα είσοδο, αλλά και από τις προηγούμενες, κατά την εκπαίδευση πρέπει τα παραδείγματα μάθησης να παρουσιάζονται πάντα με τη “σωστή” σειρά. Η εκπαίδευση του δικτύου Elman γίνεται συνήθως με τη μέθοδο Back Propagation, όπου όμως αγνοείται η συνεισφορά στο σφάλμα της εσφαλμένης εισόδου από τις αναδρομικές συνδέσεις. Αυτή η “παράβλεψη” έχει ως αποτέλεσμα να απαιτούνται περισσότερες εποχές εκπαίδευσης για τα δίκτυα Elman, από ότι για αντίστοιχα μη-αναδρομικά Back Propagation δίκτυα.

### 2.3.5 Τα δίκτυα RBF

Είδαμε ότι τα δίκτυα MLP δύο στρωμάτων με νευρώνες σιγμοειδούς τύπου αποτελούν βάση του χώρου των συνεχών συναρτήσεων, καθώς οποιαδήποτε συνεχής συνάρτηση μπορεί να γραφτεί σαν γραμμικός συνδυασμός συναρτήσεων σιγμοειδούς τύπου. Αυτό είναι και το “ισχυρό χαρτί” των δικτύων MLP που έδωσε ιδιαίτερη ώθηση και ενδιαφέρον στη μελέτη τους από την επιστημονική κοινότητα. Το ίδιο συμβαίνει όμως και με τα δίκτυα που χρησιμοποιούν τοπικούς κανόνες μάθησης, τα δίκτυα συναρτήσεων



ακτινικής βάσης (Radial Basis Functions ή RBF). Μια συνάρτηση  $f(x)$  λέγεται ακτινική (radial function) αν κάθε διάνυσμα εισόδου  $x$  σχετίζεται με κάποιο διάνυσμα κέντρου  $c$  και η τιμή της συνάρτησης εξαρτάται μόνο από την απόσταση του  $x$  από το κέντρο ενώ το εύρος της συνάρτησης καθορίζεται από την παράμετρο  $\sigma$ .

$$f(x) = e^{-\frac{\|x-c\|^2}{\sigma^2}}$$



Συνάρτηση Gauss

$$f(x) = (\|x-c\|^2 + \sigma^2)^{1/2}$$



Πολυτετραγωνική συνάρτηση

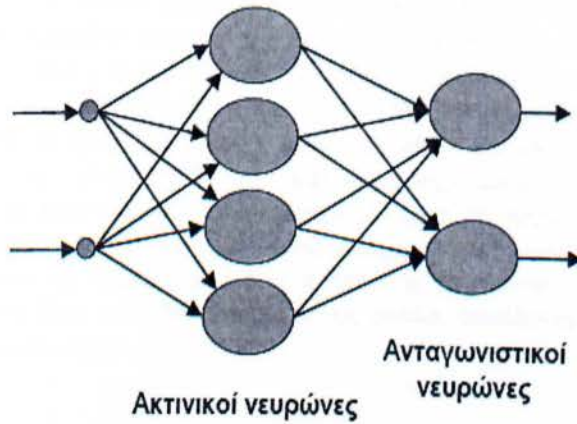
$$f(x) = \frac{(\|x-c\|^2 + \sigma^2)^{-1}}{\sigma}$$



Συνάρτηση Cauchy

Σχήμα 2.10 Παραδείγματα συναρτήσεων Ακτινικού τύπου.

Ένα δίκτυο RBF μοιάζει στη λειτουργία του με ένα ανταγωνιστικό δίκτυο. Η εκπαίδευση των δικτύων RBF<sup>43</sup> ακολουθεί τα παρακάτω βήματα: αρχικά εκπαιδεύεται το κρυφό στρώμα (ακτινικοί νευρώνες) και η εκπαίδευση γίνεται χωρίς επίβλεψη (unsupervised), και στη συνέχεια εκπαιδεύεται το στρώμα εξόδου με επίβλεψη (supervised). Ο βαθμός ενεργοποίησης ενός ακτινικού νευρώνα εξαρτάται από την απόσταση του σήματος εισόδου από τα βάρη στην είσοδο του νευρώνα. Ενεργοποιούνται όλοι οι ακτινικοί νευρώνες, όμως ο βαθμός της ενεργοποίησης είναι μεγαλύτερος για τους νευρώνες εκείνους, τα βάρη εισόδου των οποίων βρίσκονται πιο κοντά στην τρέχουσα είσοδο. Οι νευρώνες του ακτινικού επιπέδου είναι τόσοι όσα και τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Κάθε ακτινικός νευρώνας λοιπόν αντιστοιχεί σε ένα παράδειγμα εκπαίδευσης. Τα βάρη στις εισόδους κάθε νευρώνα του ακτινικού επιπέδου είναι ίδια με τις τιμές του αντίστοιχου παραδείγματος εκπαίδευσης. Οι έξοδοι των νευρώνων του ακτινικού επιπέδου πολλαπλασιάζονται με τα βάρη στις εισόδους των νευρώνων του γραμμικού επιπέδου και τελικά δίνουν τις εξόδους του δικτύου. Η τιμή της παραμέτρου  $\sigma$  (spread) είναι σημαντική καθώς κλιμακώνει τις αποστάσεις των διανυσμάτων εισόδου από τα διανύσματα βαρών για τους ακτινικούς νευρώνες. Για παράδειγμα, όσο πιο μικρή είναι η τιμή της παραμέτρου  $\sigma$ , τόσο πιο απότομα πέφτει η έξοδος των νευρώνων καθώς αυξάνεται η απόσταση της εισόδου από τα βάρη εισόδου.



Σχήμα 2.11 Βασική δομή στοχαστικού νευρωνικού δικτύου.

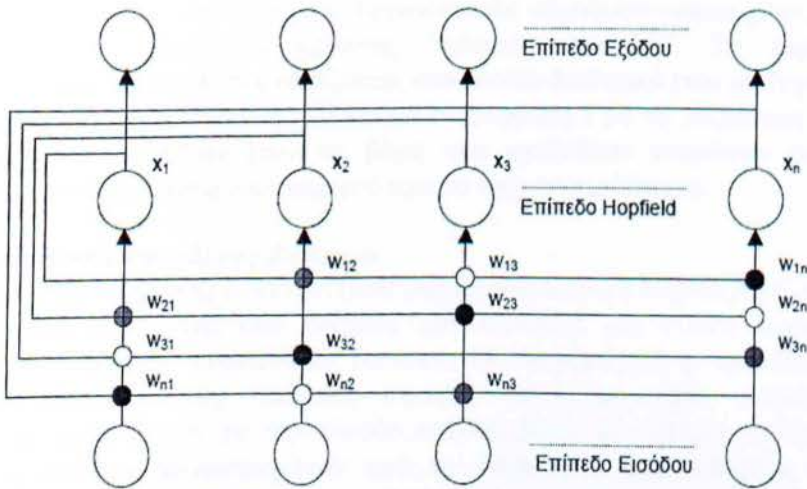
Διαφέρουν από τα κλασικά RBF δίκτυα κατά το ότι το επίπεδο εξόδου είναι ανταγωνιστικό. Η λογική είναι η εξής: Έστω  $N$  αρχικά παραδείγματα που κατατάσσονται σε 2 κατηγορίες  $A$  και  $B$ . Έστω ένα νέο παράδειγμα  $X$  το οποίο θέλουμε να κατατάξουμε σε μια από τις δύο κατηγορίες. Το  $X$  συγκρίνεται με κάθε ένα από τα  $N$  παραδείγματα και κάθε παράδειγμα συνεισφέρει στην πιθανότητα το  $X$  να ανήκει στην κατηγορία  $A$  ή  $B$  βάσει της απόστασης του  $X$ . Οι επιμέρους πιθανότητες αθροίζονται και τελικά το  $X$  κατατάσσεται στην κατηγορία για την οποία προέκυψε μεγαλύτερο άθροισμα. Οι νευρώνες του ακτινικού επιπέδου (κρυφό επίπεδο) και σε αυτό τον τύπο δικτύων είναι τόσοι όσα και τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Οι νευρώνες του ανταγωνιστικού επιπέδου (επίπεδο εξόδου) είναι τόσοι όσες και οι κατηγορίες. Από τους νευρώνες αυτούς θα ενεργοποιείται κάθε φορά μόνο ένας. Η κατηγορία στην οποία κατατάσσεται μια νέα είσοδος εξαρτάται: από το πλήθος των αρχικών παραδειγμάτων που είναι "κοντά" στην είσοδο, από το πόσο κοντά σε κάθε τέτοιο παράδειγμα βρίσκεται η νέα είσοδος, και από την τιμή της παραμέτρου  $\sigma$ . Εάν η παράμετρος  $\sigma$  γίνει πολύ μικρή ( $\sigma \rightarrow 0$ ), κάθε παράδειγμα κατατάσσεται στην κατηγορία του πλησιέστερου παραδείγματος. Εάν η παράμετρος  $\sigma$  γίνει πολύ μεγάλη ( $\sigma \rightarrow \infty$ ), το παράδειγμα κατατάσσεται σε εκείνη την κατηγορία που είχε τα περισσότερα παραδείγματα εκπαίδευσης. (Λυμπεροπούλου 2006)

### 2.3.6 Τα συσχετιστικά δίκτυα Hopfield και οι συσχετιστικές μνήμες BAM

Τα συσχετιστικά δίκτυα χαρακτηρίζονται σαν επαναληπτικά δίκτυα με ανατροφοδότηση. Μια ιδιαίτερη μορφή δικτύου είναι το Δίκτυο Hopfield, κατά το οποίο όλοι οι νευρώνες συνδέονται ταυτόχρονα με την είσοδο και την έξοδο, ένα προς ένα. Τα δίκτυα Hopfield έχουν την ικανότητα να απομνημονεύουν πρότυπα που συνάντησαν κατά την εκπαίδευσή τους, ενώ κατά τη λειτουργία τους δίνουν στην έξοδο το πρότυπο που κρατούν στην ιδιότυπη μνήμη τους το οποίο πλησιάζει περισσότερο από οποιοδήποτε άλλο στο ερέθισμα της εισόδου. Κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους υπόλοιπους. Οι



συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων είναι αμφίδρομες και έχουν συμμετρικά βάρη ( $w_{ij}=w_{ji}$ ). Τα συσχετιστικά δίκτυα (associative networks) και οι συσχετιστικές μνήμες BAM (Bidirectional Associative Memories) έχουν την ικανότητα να θυμούνται ένα σύνολο από συσχετίσεις ( $X, Y$ ). Έτσι, όταν στην είσοδο παρουσιάζεται το διάνυσμα  $X$  ή ένα “κοντινό” του διάνυσμα, στην έξοδο παρουσιάζεται το διάνυσμα  $Y$ . Τα συσχετιστικά δίκτυα λειτουργούν ως μνήμες, οι οποίες μάλιστα είναι ανθεκτικές στο θόρυβο. Επιπλέον, πρόκειται για μνήμες διπλής κατεύθυνσης, μιας και μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα  $Y$  ως είσοδος και τα  $X$  ως έξοδος. Τέλος, τα συσχετιστικά δίκτυα δεν χρειάζονται εκπαίδευση, αλλά τα βάρη τους μπορούν να υπολογιστούν με απλές μαθηματικές πράξεις από τα διανύσματα που πρέπει να θυμούνται. Στη γενική τους μορφή αποτελούνται από δύο επίπεδα νευρώνων, οι οποίοι συνδέονται με αμφίδρομες συνδέσεις. (Λυμπεροπούλου 2006)



Σχήμα 2.12 Βασική δομή συσχετιστικού δικτύου Hopfield.

### 2.3.7 Τα δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης

Μέχρι τώρα τα περισσότερα μοντέλα μάθησης που παρουσιάσαμε βασίζονταν αποκλειστικά στην έννοια του συναπτικού βάρους για να αναπαραστήσουν την πληροφορία με τη μορφή κάποιας συνάρτησης εισόδου-εξόδου. Η αλλαγή των συναπτικών βαρών μεταξύ των νευρώνων συνεπαγόταν και την τροποποίηση της συνάρτησης αυτής και συνεπώς την αλλαγή της πληροφορίας που φυλάσσεται στο δίκτυο. Η θέση του κάθε νευρώνα μέσα στην αρχιτεκτονική διάταξη του δικτύου δεν έπαιζε κάποιο ρόλο. Σε δίκτυα πολλών στρωμάτων μας ενδιέφερε απλώς ότι ο νευρώνας  $A$  βρίσκεται στο στρώμα  $X$ , αλλά ακόμη και τότε, η ακριβής θέση του νευρώνα μέσα στο συγκεκριμένο στρώμα δεν είχε ιδιαίτερη σημασία. Ωστόσο η τοπολογική πληροφορία, δηλαδή η σχετική διάταξη των νευρώνων στο δίκτυο,

εμφανίζεται να παίζει σημαντικό ρόλο σε διάφορα τμήματα του εγκεφάλου που εκτελούν συγκεκριμένες λειτουργίες, όπως την αντίληψη του ήχου, της αφής, της εικόνας, κλπ. Τα τμήματα αυτά διαθέτουν αυστηρή τοπολογική οργάνωση έτσι ώστε οι νευρώνες που διεγείρονται από συναφή ή γειτονικά εξωτερικά ερεθίσματα να βρίσκονται κοντά ο ένας με τον άλλο. Όλη αυτή η διατήρηση της τοπογραφικής πληροφορίας έχει προφανώς σημασία για τη λειτουργία του εγκεφάλου αφού η διάταξη των νευρώνων στα βαθύτερα τμήματα του εγκεφάλου απεικονίζει την τοπογραφική διάταξη των αισθητήρων. Ο



πρώτος που εκμεταλλεύτηκε αυτή την ιδέα ήταν ο Teuvo Kohonen, ο οποίος πρότεινε ένα νευρωνικό δίκτυο που αυτο-οργανώνεται με τρόπο που είναι εμπνευσμένος από την τοπογραφική οργάνωση του εγκεφάλου. Τα δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης χαρακτηρίζονται σαν επαναληπτικά δίκτυα με ανατροφοδότηση και σαν μη-εποπτευόμενα δίκτυα καθώς χρησιμοποιούν μάθηση χωρίς επίβλεψη. Περιλαμβάνουν τους χάρτες Kohonen (Self Organizing Feature Maps-SOFMs), τα δίκτυα για επιβλεπόμενη κατηγοριοποίηση Vector Quantization και τα μοντέλα ART. Όλα τα δίκτυα ανταγωνιστικής μάθησης διαθέτουν ένα στρώμα με ανταγωνιστικούς νευρώνες που λειτουργεί ως εξής: Όλοι οι νευρώνες δέχονται το σήμα από τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου (συνήθως το επίπεδο εισόδου). Κάθε νευρώνας υπολογίζει την απόσταση του διανύσματος εισόδου  $X$  από το διάνυσμα των βαρών των εισόδων του. Ο νευρώνας με τη μικρότερη απόσταση παράγει έξοδο 1, ενώ όλοι οι υπόλοιποι παράγουν έξοδο 0. Γενικά δεν υπάρχει επόμενο επίπεδο μετά το επίπεδο με τους ανταγωνιστικούς νευρώνες. Η μάθηση σε ένα επίπεδο ανταγωνιστικών νευρώνων γίνεται χωρίς επίβλεψη ακολουθώντας τον αλγόριθμο μάθησης "winner takes all". Τα παραδείγματα εκπαίδευσης (μόνο εισοδοί) παρουσιάζονται στο δίκτυο διαδοχικά (και με τυχαία σειρά). Για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης βρίσκεται ο νευρώνας  $i$  με τη μικρότερη απόσταση και τα βάρη του αλλάζουν (ενώ τα βάρη των υπολοίπων νευρώνων παραμένουν αμετάβλητα) ώστε να πλησιάσουν περισσότερο το τρέχον παράδειγμα.

#### **α) Ο αυτοοργανούμενος χάρτης Kohonen**

Ο αυτοοργανούμενος χάρτης Kohonen (Self Organizing Feature Map-SOFM) είναι μια παραλλαγή των ανταγωνιστικών δικτύων και αποτελεί μία ειδική κατηγορία μη επιβλεπόμενων τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Οι νευρώνες είναι τοποθετημένοι σε γεωμετρική τοπολογία (π.χ. επίπεδο, σφαίρα, κτλ.) και κάθε νευρώνας είναι συνδεδεμένος μέσω βαρών με την είσοδο και λαμβάνει ένα πλήρες αντίγραφο του διανύσματος εισόδου τροποποιημένου από τα βάρη. Για μια δεδομένη είσοδο, ο νευρώνας (νικητής) του οποίου τα συνδεδεμένα βάρη είναι πιο "κοντά" σε αυτήν, επιλέγεται και μεταβάλλει τα βάρη του έτσι ώστε να την πλησιάζει ακόμη περισσότερο. Λόγω της συνδεσμολογίας, μεταβάλλονται και τα βάρη στους νευρώνες που βρίσκονται στην άμεση γειτονιά του επιλεγμένου νευρώνα. Ένα εκπαιδευμένο δίκτυο Kohonen στην άμεση γειτονιά του επιλεγμένου νευρώνα. Ένα εκπαιδευμένο δίκτυο Kohonen μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κατατάξει στοιχεία σε μια από τις κατηγορίες που ήδη έχουν σχηματιστεί. Ο αριθμός των νευρώνων στο επίπεδο εξόδου υποδηλώνει τον αριθμό των κλάσεων που θα προκύψουν μετά από την ταξινόμηση. Χρησιμοποιεί τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου όπου ερεθίσματα συγκεκριμένης μορφής ενεργοποιούν επίσης συγκεκριμένες περιοχές νευρώνων. Αντίστοιχα, ερεθίσματα που έχουν μικρές διαφορές απεικονίζονται σε γειτονικούς νευρώνες. Έτσι δημιουργούνται τοπολογικές γειτονιές που έχουν λειτουργική σημασία. Κάθε γειτονιά είναι μια συμμετρική περιοχή γύρω από το νικητή της. Συνήθως έχει τετραγωνικό σχήμα αλλά μπορεί να είναι ρομβική, εξαγωνική, ή κυκλική. Όποιο κι αν είναι το σχήμα της περιοχής, γεγονός είναι ότι η έκτασή της συρρικνώνεται με το χρόνο. Οι χάρτες αυτοί χρησιμοποιούνται επειδή απεικονίζουν πολυδιάστατα δεδομένα σε δύο διαστάσεις (με τη μορφή χάρτη) και είναι έτσι πιο εύκολη η κατανόηση τους. Για κάθε πρότυπο εισόδου  $x$  εκπαιδεύεται ο νικητής νευρώνας και η γειτονιά αυτού έτσι ώστε να ταιριάζουν ακόμη περισσότερο στο  $x$ . Σκοπός είναι, στο μέλλον, αν ξαναδούμε το πρότυπο αυτό ή κάποιο παρόμοιο πρότυπο να έχουμε αυξημένες πιθανότητες να ξανα νικήσει ο ίδιος νευρώνας ή κάποιος από τη γειτονιά του. Όλοι οι νευρώνες αρχικοποιούνται σε τυχαίες τιμές οπότε δε μπορούμε να ξέρουμε εκ των προτέρων ποιος



νευρώνας θα είναι ο νικητής. Όσο προχωράει όμως η εκπαίδευση, ο νευρώνας που κέρδισε αρχικά το πρότυπο  $x$  έχει αυξημένες πιθανότητες να ξανακερδίσει στο μέλλον. Όσο πιο συχνά κερδίζει ένας νευρώνας  $C$  τα πρότυπα μιας κλάσης  $X$  τόσο πιο πολύ εδραιώνει τη θέση του ως ο αντιπροσωπευτικός νευρώνας γι' αυτή την κλάση. Η γειτονιά του νικητή νευρώνα  $C$  εκπαιδεύεται και αυτή έτσι ώστε να είμαστε σχετικά εξασφαλισμένοι ότι καμία άλλη κλάση δε θα βρίσκει νικητές στη γειτονιά του  $C$ . Σιγά σιγά όλο το δίκτυο αυτο-οργανώνεται έτσι ώστε διαφορετικές γειτονιές να κερδίζουν όταν παρουσιάζονται πρότυπα από διαφορετικές κλάσεις στην είσοδο. Η εκπαίδευση του δικτύου SOM ξεκινάει από μια αρχική τυχαία κατάσταση, όπου όλα τα συναπτικά βάρη είναι τυχαίοι αριθμοί.

Ουσιαστικά κατά τη διαδικασία εφαρμογής του δικτύου<sup>48</sup> τα υποδείγματα εκπαίδευσης παρουσιάζονται στο επίπεδο εισόδου και στη συνέχεια μεταφέρονται (propagated) στο επίπεδο εξόδου για αξιολόγηση. Κάθε φορά μόνο ένας νευρώνας χαρακτηρίζεται ως νικητής. Η εκπομπή αναφέρεται στη διεργασία της μετακίνησης δεδομένων από το ένα επίπεδο στο επόμενο. Οι τιμές των νευρώνων στο προηγούμενο επίπεδο πολλαπλασιάζονται με τα βάρη ενός νευρώνα στο επόμενο επίπεδο και τα γινόμενα αθροίζονται. Μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) εφαρμόζεται στο άθροισμα και το αποτέλεσμα τοποθετείται στο νευρώνα του επόμενου επιπέδου. Τα βάρη του δικτύου ρυθμίζονται κατά την περίοδο εκπαίδευσης. Η όλη διεργασία επαναλαμβάνεται για όλα τα υποδείγματα για έναν προεπιλεγμένο αριθμό εποχών (epochs). Μια εποχή αντιπροσωπεύει ένα πλήρες πέρασμα μέσα από το δίκτυο ολόκληρου του συνόλου των υποδειγμάτων εκπαίδευσης.

Η εκπαίδευση καταλήγει σε τοπολογική τακτοποίηση των νευρώνων περνώντας μέσα από δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση (φάση διάταξης-ordering phase) γίνεται η ταξινόμηση των νευρώνων σε γειτονιές, δηλαδή αποφασίζεται ουσιαστικά ποιος νευρώνας ανήκει σε ποια γειτονιά και επίσης τακτοποιούνται οι γειτονιές χωροταξικά στο πλέγμα των νευρώνων. Στη φάση διάταξης τα διανύσματα βαρών των νευρώνων αλλάζουν έντονα, ώστε γειτονικοί νευρώνες να αποκτήσουν "γειτονικά" διανύσματα βαρών. Η φάση διάταξης ξεκινά με τη "διάμετρο" της γειτονιάς ίση με τη μέγιστη απόσταση μεταξύ των νευρώνων στο πλέγμα. Η διάμετρος της γειτονιάς μειώνεται σταδιακά μέχρι την τιμή που θα έχει στην επόμενη φάση. Ο ρυθμός μάθησης ξεκινά από μία πολύ υψηλή τιμή και πέφτει σταδιακά μέχρι την τιμή που θα έχει στην επόμενη φάση. Η φάση διάταξης διαρκεί ένα προκαθορισμένο πλήθος εποχών.

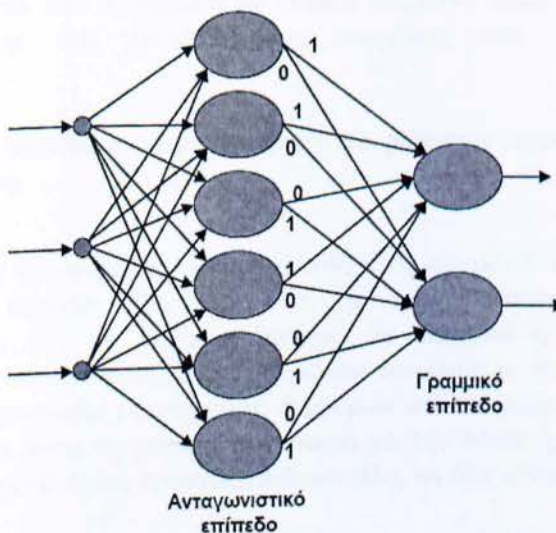
Στη δεύτερη φάση (φάση συντονισμού-tuning phase) γίνεται η σύγκλιση των νευρώνων στις τελικές τους τιμές μέσα στις γειτονιές. Στη φάση συντονισμού τα διανύσματα βαρών μεταβάλλονται αργά, ώστε να προσαρμοστούν με τον καλύτερο τρόπο στα παραδείγματα εκπαίδευσης. Στη φάση συντονισμού η διάμετρος της γειτονιάς παραμένει σταθερή. Ο ρυθμός μάθησης μειώνεται πολύ αργά. Ο αριθμός εποχών εκπαίδευσης σε αυτή τη φάση πρέπει να είναι πολύ μεγαλύτερος από τις εποχές εκπαίδευσης της προηγούμενης φάσης. Το δίκτυο παρουσιάζει μεγάλη ευαισθησία στο ρυθμό εκμάθησης. Ο ρυθμός εκπαίδευσης μειώνεται αργά αλλά σταθερά μέχρι να υπάρξει μια σταθερότητα του δικτύου. Αυτό σημαίνει ελάχιστες διαδοχικές μεταβολές στα βάρη.



### β) Επιβλεπόμενη κατηγοριοποίηση με ανταγωνιστικά δίκτυα *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Τα ανταγωνιστικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για επιβλεπόμενη κατηγοριοποίηση. Αποτελούνται από ένα (κρυφό) επίπεδο ανταγωνιστικών νευρώνων (χωρίς πλέγμα) και ένα δεύτερο επίπεδο με γραμμικούς νευρώνες (επίπεδο εξόδου). Οι νευρώνες του γραμμικού επιπέδου είναι σημαντικά λιγότεροι αυτών του ανταγωνιστικού επιπέδου και ίσοι με τον αριθμό των προκαθορισμένων κατηγοριών-κλάσεων. Κάθε νευρώνας του κρυφού επιπέδου ενεργοποιεί έναν και μόνο έναν νευρώνα του επιπέδου εξόδου (βάρος σύνδεσης προς αυτόν το νευρώνα ίσο με το 1, προς τους υπόλοιπους νευρώνες ίσο με το 0). Η αντιστοίχιση των νευρώνων του κρυφού επιπέδου στους νευρώνες του επιπέδου εξόδου είναι σταθερή, καθορίζεται από την κατασκευή του δικτύου LVQ και δεν αλλάζει κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αυτό αποτελεί και τη βασική διαφορά των δικτύων LVQ από τα δίκτυα SOFM που οδηγούν σε άγνωστο αριθμό κατηγοριοποιήσεων. *Η μάθηση στα δίκτυα LVQ γίνεται ως εξής:*

Αρχικά καθορίζεται μια αντιστοίχιση των νευρώνων του κρυφού επιπέδου στους νευρώνες εξόδου, βάσει ποσοστών που δίνονται από το χρήστη π.χ., 50% των νευρώνων του κρυφού επιπέδου θα ενεργοποιούν τον πρώτο νευρώνα εξόδου και 50% θα ενεργοποιούν το δεύτερο νευρώνα εξόδου. Τα ποσοστά πρέπει να ανταποκρίνονται στην κατανομή των παραδειγμάτων στις προκαθορισμένες κατηγορίες. Στη συνέχεια ξεκινά η εκπαίδευση, η οποία σκοπό έχει να αντιστοιχίσει τα παραδείγματα εκπαίδευσης στους “σωστούς” νευρώνες του κρυφού επιπέδου. Για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης υπάρχουν πολλοί νευρώνες του κρυφού επιπέδου στους οποίους μπορεί να αντιστοιχηθεί. Οι νευρώνες αυτοί ανταγωνίζονται μεταξύ τους. Για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης βρίσκεται ο νευρώνας-νικητής μεταξύ όλων των νευρώνων. Εάν ο νευρώνας-νικητής αντιστοιχίσει το παράδειγμα στη σωστή κατηγορία εξόδου, τα βάρη εισόδου του νευρώνα αλλάζουν ώστε να πλησιάσουν το παράδειγμα, ενώ αν ο νευρώνας-νικητής αντιστοιχίσει το παράδειγμα σε λάθος κατηγορία εξόδου, τα βάρη εισόδου του νευρώνα αλλάζουν ώστε να απομακρυνθούν από το παράδειγμα. (Λυμπεροπούλου 2006)



Σχήμα 2.13 Βασική δομή δικτύου LVQ.



### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

## ΑΝΑΦΟΡΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

## ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

### 3.1 Αναφορές εφαρμογών των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν ήδη χρησιμοποιηθεί πειραματικά από τις αρχές του '90 για την πρόβλεψη της ποιότητας της ατμόσφαιρας. Μια από τις πρώτες προσπάθειες ήταν η υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη του διοξειδίου του θείου - SO<sub>2</sub> στην περιοχή γύρω από το θερμοηλεκτρικό εργοστάσιο Sostanj της Σλοβενίας (που χρησιμοποιείται γαιάνθρακας χαμηλής θερμομαντικής αξίας και υψηλής περιεκτικότητας σε θείο), με την χρησιμοποίηση ενός MLP νευρωνικού δικτύου με 37 παραμέτρους εισόδου και 150 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν ήταν πολύ περιορισμένα χρονικά και η πρόβλεψη γινόταν μόνο για μισή ώρα αργότερα. Παρόλα αυτά ήταν μια πρώτη θετική προσπάθεια που έδωσε σύμφωνα με τους ερευνητές καλά αποτελέσματα.

Μια ακόμα προσπάθεια πρόβλεψης συγκεντρώσεων του διοξειδίου του θείου σε τρεις περιοχές του Δελχί της Ινδίας, απέδειξε ότι η χρήση νευρωνικών δικτύων δίνει σαφώς καλύτερες προβλέψεις από την χρήση μοντέλων παλινδρόμησης. Στην προκειμένη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο με ανατροφοδότηση και με ένα κρυμμένο επίπεδο (Elman network), ταυτόχρονα και για τους τρεις σταθμούς μέτρησης. Σαν δεδομένα εισόδου επιλέχθηκαν η συγκέντρωση SO<sub>2</sub> της προηγούμενης μέρας, η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου, η θερμοκρασία και η σχετική υγρασία. Η επιλογή του δικτύου Elman κρίθηκε η πλέον κατάλληλη καθώς ένα τέτοιο δίκτυο μπορεί να ανταποκρίνεται καλύτερα από ένα δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης όταν οι παράμετροι εισόδου παρουσιάζουν έντονες χωρικές και χρονικές μεταβολές. Επίσης χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος εκμάθησης Levenberg-Marquardt (αντί για τον κλασσικό BackPropagation αλγόριθμο), που οδηγεί σε δίκτυα που εκπαιδεύονται ταχύτερα, προφυλάσσει το δίκτυο από παγίδευση σε τοπικά ελάχιστα αλλά απαιτεί μεγαλύτερη χωρητικότητα μνήμης και περισσότερους νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο. (Λυμπεροπούλου 2006)

### 3.2 Αξιολόγηση της απόδοσης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων με την χρήση Στατιστικών Δεικτών.

Για να ελέγξουμε την ποιότητα και την αξιοπιστία ενός μοντέλου πρόγνωσης, κάνουμε χρήση στατιστικών δεικτών. Παρακάτω στο μοντέλο πρόγνωσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου που θα δημιουργήσουμε, θα ελεγχθεί η ικανότητα του να προβλέπει σωστά τις συγκεντρώσεις αιωρούμενων σωματιδίων στην ατμόσφαιρα, θα εξεταστεί και θα πιστοποιηθεί με τη χρήση διάφορων στατιστικών δεικτών. Οι δείκτες αυτοί επιλέχθηκαν με βάση τη μεγάλη συχνότητα με την οποία χρησιμοποιούνται σε αντίστοιχες εργασίες-μελέτες και προγνωστικά μοντέλα, σε όλο τον κόσμο.

Γενικά, υπάρχουν δύο κατηγορίες στατιστικών δεικτών για τον έλεγχο της αξιοπιστίας προγνωστικών μοντέλων (Dutotetal 2007). Η πρώτη κατηγορία περιλαμβάνει



στατιστικούς δείκτες που εξετάζουν τη γενική ικανότητα-αξιοπιστία της πρόγνωσης ενός μοντέλου (Global Feet Agreement Indices). Για παράδειγμα, στην περίπτωση των ΤΝΔ για την πρόγνωση των ημερήσιων τιμών του δείκτη ατμοσφαιρικής ρύπανσης DAQx, οι στατιστικοί αυτοί δείκτες δείχνουν την ικανότητα του ΤΝΔ στο να προβλέπει σωστά και με ακρίβεια την ημερήσια τιμή του δείκτη DAQx. Δηλαδή, πόσο κοντά είναι η προβλεπόμενη από το ΤΝΔ τιμή του δείκτη DAQx, σε σχέση με την πραγματική τιμή του, την ημέρα εκείνη για την οποία έγινε η πρόγνωση. Η δεύτερη κατηγορία στατιστικών δεικτών περιλαμβάνει δείκτες των οποίων οι τιμές φανερώνουν την ικανότητα του προγνωστικού μοντέλου στο να προβλέπει σωστά τις υπερβάσεις του μεγέθους για το οποίο γίνεται πρόγνωση. Στην περίπτωση αυτή, δεν είναι απαραίτητη η απόλυτη ταύτιση ή η όσο το δυνατόν καλύτερη προσέγγιση μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής του μεγέθους για το οποίο γίνεται η πρόγνωση, αλλά το κατά πόσο το προγνωστικό μοντέλο μπόρεσε να προβλέψει σωστά την υπέρβαση της τιμής του μεγέθους, πάνω από μια συγκεκριμένη οριακή τιμή. Για παράδειγμα, αν το ΤΝΔ προβλέπει για την επόμενη ημέρα τιμή για το δείκτη ατμοσφαιρικής ρύπανσης ERPI τον αριθμό 85 ενώ στην πραγματικότητα είχαμε 55, οι γενικοί στατιστικοί δείκτες αξιοπιστίας θα έχουν μια σχετικά κακή τιμή. Όμως, επειδή για τον δείκτη ERPI θεωρείται ως οριακή τιμή το 50, το ΤΝΔ έχει προβλέψει σωστά το γεγονός της υπέρβασης της οριακής τιμής του δείκτη για την επόμενη ημέρα, δηλαδή έχει προβλέψει σωστά ότι η επόμενη ημέρα θα είναι ημέρα με υπέρβαση των ορίων ατμοσφαιρικής ρύπανσης, ώστε να παρθούν τα κατάλληλα μέτρα.

Με βάση τα παραπάνω, γίνεται φανερό πόσο απαραίτητη είναι η χρήση τέτοιων στατιστικών δεικτών για την απόδειξη της ικανότητας και γενικότερα της αξιοπιστίας ενός προγνωστικού μοντέλου. Ένα προγνωστικό μοντέλο με καλές σχετικά τιμές τόσο σε ό,τι αφορά του γενικούς στατιστικούς δείκτες αλλά και τους στατιστικούς δείκτες που αφορούν την ικανότητα πρόγνωσης των υπερβάσεων, είναι σίγουρα ένα αξιόπιστο προγνωστικό μοντέλο στο οποίο μπορούμε να βασιζόμαστε, στα πλαίσια πάντα του στατιστικού λάθους. (Μουστρής 2010)

### **Γενικοί στατιστικοί δείκτες αξιοπιστίας**

Για την καλύτερη κατανόηση των παρακάτω, σημειώνεται ότι με  $P_i$  συμβολίζεται η προβλεπόμενη τιμή του μεγέθους για το οποίο γίνεται πρόγνωση από το προγνωστικό μοντέλο (ΤΝΔ), ενώ με  $O_i$  συμβολίζεται η αντίστοιχη πραγματική του τιμή. Επίσης με  $n$  συμβολίζεται το πλήθος των προγνώσεων, που στην περίπτωση της διατριβής αυτής, είναι ο αριθμός των ημερών για τις οποίες γίνεται πρόγνωση των δεικτών ατμοσφαιρικής ρύπανσης και των δεικτών θερμικής άνεσης-δυσφορίας, δηλαδή των πλήθος των ζευγών  $(O_i, P_i)$ .



### Mean Bias Error:

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)$$

Το *MBE* (μέσο λάθος προκατάληψης-εμμονής) χρησιμοποιείται για την περιγραφή του πόσο το προγνωστικό μοντέλο υπερεκτιμά ή υποεκτιμά την κατάσταση. Τιμές μεγαλύτερες του μηδέν (*MBE*>0) σημαίνουν ότι κατά μέσο όρο το προγνωστικό μοντέλο υπερεκτιμά με την πρόγνωση του την κατάσταση, ενώ τιμές αρνητικές (*MBE*<0) σημαίνουν υποεκτίμηση της κατάστασης από την πλευρά του προγνωστικού μοντέλου. Γενικά τιμές του *MBE* που τείνουν στο μηδέν δείχνουν την καλή σύμπτωση-προσέγγιση της πρόγνωσης του μοντέλου μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών.

### Root Mean Square Error:

$$RMSE = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

Το *RMSE* (απόκλιση μέσης τετραγωνικής τιμής ή λάθος μέσης τετραγωνικής τιμής) είναι ένα συχνά χρησιμοποιημένο μέτρο των διαφορών μεταξύ των τιμών που προβλέπονται από ένα προγνωστικό μοντέλο ή έναν εκτιμητή και των τιμών που παρατηρούνται πραγματικά για το μέγεθος που προβλέπεται ή που υπολογίζεται. Αυτές οι μεμονωμένες διαφορές καλούνται επίσης υπόλοιπα (residuals) και το *RMSE* αθροίζει τις διαφορές αυτές χρησιμεύει σε ένα ενιαίο μέτρο που δείχνει την ικανότητα της πρόγνωσης. Επίσης, το *RMSE* έχει τις ίδιες μονάδες μέτρησης με το μέγεθος για το οποίο γίνεται πρόγνωση από το μοντέλο. Όσο μικρότερο είναι το *RMSE*, τόσο πιο κοντά στις πραγματικές τιμές είναι οι προβλεπόμενες από το προγνωστικό μοντέλο τιμές.

Ο συντελεστής προσδιορισμού- $R^2$  (coefficient of determination) είναι αδιάστατο μέγεθος και δίνει πληροφορίες για το πόσο λαμβάνεται υπόψη και υπολογίζεται από το προγνωστικό μοντέλο η παρατηρούμενη μεταβλητότητα των τιμών για τις οποίες γίνεται η πρόγνωση (Kolehmainetal 2001). Το  $R^2$  υπολογίζεται σύμφωνα με την εξίσωση (Comrie 1997):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{iave})^2}$$

όπου  $O_{iave}$  είναι ο μέσος όρος των πραγματικών τιμών του μεγέθους για το οποίο γίνεται η πρόγνωση, στην αντίστοιχη χρονική περίοδο που αφορά η πρόγνωση αυτή. Παίρνει τιμές μεταξύ του μηδέν και της μονάδας ( $0 \leq R^2 \leq 1$ ). Όσο πιο κοντά στη μονάδα είναι η τιμή του, τόσο καλύτερη και ακριβέστερη είναι η πρόγνωση από το μοντέλο. Πρέπει στο σημείο αυτό να αναφερθεί ότι ο συντελεστής προσδιορισμού- $R^2$  δεν δίνει πληροφορίες για το αν ταυτίζονται οι πραγματικές-παρατηρούμενες τιμές με τις τιμές που προβλέπονται από το μοντέλο. Δείχνει γενικότερα αν υπάρχει σχέση μεταξύ των τιμών αυτών. Μια σχέση που μπορεί να είναι και η ταύτισή τους ή μια σχέση που μπορεί να είναι γραμμική, εκθετική, λογαριθμική κοκ.

Ένα άλλο σχετικό μέτρο προσδιορισμού του λάθους σε μια πρόγνωση είναι και ο αποκαλούμενος δείκτης συμφωνίας (Index of Agreement-IA). Ο δείκτης συμφωνίας υπολογίζεται σύμφωνα με τον τύπο (Willmottetal 1985):

$$IA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O_{iave}| + |O_i - O_{iave}|)^2}$$

όπου  $O_{iave}$  είναι ο μέσος όρος των πραγματικών τιμών του μεγέθους για το οποίο γίνεται η πρόγνωση, στην αντίστοιχη χρονική περίοδο που αφορά η πρόγνωση.

Αυτός ο στατιστικός δείκτης είναι ένα αδιάστατο μέγεθος με τιμές μεταξύ του μηδέν και της μονάδας ( $0 \leq IA \leq 1$ ). Όταν  $IA=0$  δεν υπάρχει καμία απολύτως συμφωνία μεταξύ της πρόβλεψης και της παρατήρησης. Όταν  $IA=1$ , τότε έχουμε την τέλεια συμφωνία μεταξύ της πρόβλεψης και της παρατήρησης (Willmot 1982, Willmotetal 1985, Walkeretal 1999).



### 3.3 Υπολογισμός συγκεντρώσεων αιωρούμένων σωματιδίων με εφαρμογή της μεθόδου των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Για τον υπολογισμό της συγκέντρωσης αιωρούμένων σωματιδίων (PM10) στην ατμόσφαιρα της Αττικής λαμβάνουμε καθημερινά μετρήσεις από 5 σταθμούς σε διάφορα σημεία της Αττικής. Πιο συγκεκριμένα λαμβάνουμε μετρήσεις από τους σταθμούς της Αγίας Παρασκευής, της Λυκόβρυσης, του Αμαρουσίου, των Θρακομακεδόνων και για την ευρύτερη περιοχή του κέντρου της Αθήνας, ο σταθμός στην οδό Αριστοτέλους.



Σχήμα 3.1 Σταθμοί μέτρησης συγκέντρωσης αιωρούμένων σωματιδίων PM10 στην περιοχή της Αττικής.

Περιστασιακά στους σταθμούς αυτούς παρουσιάζονται προβλήματα που μπορεί να προκαλέσουν απώλεια δεδομένων ακόμα και για μέρες. Γεγονός που μας αλλοιώνει τα τελικά αποτελέσματα και τα συμπεράσματα που αποκομίζουμε από τις μετρήσεις.

Για να αποφύγουμε τέτοια προβλήματα συνήθως υπολογίζουμε τα χαμένα δεδομένα με τη μέθοδο της γραμμικής παρεμβολής. Μία τέτοια μέθοδος όμως δεν μας προσφέρει μεγάλη ακρίβεια.

Σύμφωνα με τις αναφορές που είδαμε παραπάνω, με τη μέθοδο των ΤΝΔ μπορούμε να επιτευχθούν καλύτερα αποτελέσματα στη πρόγνωση των συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων. Για την επίτευξη αποδεκτών αποτελεσμάτων χρειαζόμαστε μεγάλο αριθμό μετρήσεων για την εκπαίδευση του ΤΝΔ. Στην προς εξέταση περίπτωση έχουμε δεδομένα για τους 5 σταθμούς από το 2001 έως το 2005. Για κάθε σταθμό έχουμε καταγραφή του μέσου όρου της συγκέντρωσης PM10 στην ατμόσφαιρα, συνοδευόμενη από την ημερομηνία της μέτρησης. Η κάθε μέρα εκφράζεται με αριθμό (Κυριακή: 1, Δευτέρα: 2, Τρίτη: 3, Τετάρτη: 4, Πέμπτη: 5, Παρασκευή: 6, Σάββατο: 7) ώστε να έχει το ΤΝΔ καλύτερη εικόνα για τα δεδομένα μας, αφού μία μέρα όπως η Κυριακή θα έχει συνήθως μικρότερη κατά μέσο όρο συγκέντρωση αιωρούμενα σωματίδια στην ατμόσφαιρα, λόγω μειωμένης κυκλοφοριακής κίνησης για παράδειγμα. Έτσι εκφράζοντας τις μέρες με αριθμούς μπορούμε να παραμετροποιήσουμε καλύτερα τις συνθήκες για το ΤΝΔ, με αποτέλεσμα να αυξήσουμε την ακρίβεια.

Για την εκπαίδευση του ΤΝΔ αφού θα χρειαστούμε όσο το δυνατόν περισσότερες μετρήσεις πρέπει να εξετάσουμε ποιοι είναι οι σταθμοί με τον μεγαλύτερο αριθμό δεδομένων.

Σε σύνολο 1826 μετρήσεων (2001-2005) οι σταθμοί έχουν:

- Αγία Παρασκευή : 1611 μετρήσεις (88%)
- Αριστοτέλους : 1346 μετρήσεις (74%)
- Θρακομακεδόνες : 1491 μετρήσεις (82%)
- Λυκόβρυση : 1546 μετρήσεις (86%)
- Μαρούσι : 1176 μετρήσεις (64%)

Άρα το ζεύγος των σταθμών με τις περισσότερες μετρήσεις είναι η Αγία Παρασκευή με τη Λυκόβρυση.

### **3.3.1.α Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό της Λυκόβρυσης.**

Για να διαπιστώσουμε την αξιοπιστία της μεθόδου των ΤΝΔ στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων, θα εκπαιδεύσουμε το ΤΝΔ με δεδομένα για το ζεύγος των σταθμών Αγίας Παρασκευής-Λυκόβρυσης, με τιμές από το 2001 έως το τέλος του 2004 και θα υπολογίσουμε τις τιμές του 2005 που ήδη έχουμε για το σταθμό της Λυκόβρυσης, εξακριβώνοντας πόσο κοντά είμαστε στα πραγματικά μεγέθη.

Για αυτό το σκοπό θα χρειαστούμε ένα αρχείο με τις κοινές μετρήσεις της Αγίας Παρασκευής-Λυκόβρυσης από το 2001 έως το 2004 σε μορφή text, αποκλείοντας τις μέρες που δεν λειτουργούσε ο ένας ή άλλος σταθμός. Αυτό το αρχείο δημιουργήθηκε στο Excel φιλτράροντας τις τιμές μας για να μην μας εμφανίζει τα κενά.

Αυτό το αρχείο το σώζουμε ως **EDUCATION\_2001-2004.txt**



	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	DATE	YEAR	MONTH	DAY	AGIA	LYKO			
2	1/1/2001	1	1		111		58		
3	2/1/2001	1	1		112		62		
4	3/1/2001	1	1		115		99		
5	4/1/2001	1	1		116				
6	5/1/2001	1	1		118		124		
7	6/1/2001	1	1		119		83		
8	7/1/2001	1	1		122		82		
9	8/1/2001	1	1		127				
10	9/1/2001	1	1		128		100		
11	10/1/2001	1	1		134		92		
12	11/1/2001	1	1		142		45		
13	12/1/2001	1	1		146		76		
14	13/1/2001	1	1		165				
15	14/1/2001	1	1		182		77		
16	15/1/2001	1	1		183		96		
17	16/1/2001	1	1		192		54		
18	17/1/2001	1	1		193		22		
19	18/1/2001	1	1		203		13		
20	19/1/2001	1	1		(Blanks)		17		
21	20/1/2001	1	1		(NonBlanks)				
22	21/1/2001	1	1		3		22		
23	22/1/2001	1	1		4		20		
24	23/1/2001	1	1		5		29		
25	24/1/2001	1	1		6		31		
26	25/1/2001	1	1		7		20		
27	26/1/2001	1	1		1				
28	27/1/2001	1	1		2	30	26		
29	28/1/2001	1	1		3	45	52		
30	29/1/2001	1	1		4	26	40		
31	30/1/2001	1	1		5	23	31		
32	31/1/2001	1	1		6	42	61		
33	1/2/2001	1	2		7	27	48		
34	2/2/2001	1	2		1	23	52		
35	3/2/2001	1	2		2	32	51		
					3		45		
					4	26	57		
					5	22	63		
					6	15	35		
					7	23	33		

Σχήμα 3.2 Επεξήγηση εφαρμογής φίλτρου δεδομένων στο Excel.

Σε ένα άλλο αρχείο σώζουμε τις τιμές της Αγίας Παρασκευής χωρίς κενά για το έτος 2005, χωρίς τις τιμές της Λυκόβρυσης, το σώζουμε ως **PREDICTION\_2005.txt**

Το αρχείο αυτό θα το χρησιμοποιήσουμε σαν input για να εξακριβώσουμε αν οι τιμές που θα μας βγάλει το ΤΝΔ για την Λυκόβρυση είναι αποδεκτές.

Θα δημιουργήσουμε ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο και θα το εκπαιδεύσουμε με το αρχείο **EDUCATION\_2001-2004.txt**.

Ουσιαστικά τα δεδομένα που θα χρησιμοποιήσει το νευρωνικό για input είναι τα δεδομένα συγκέντρωσης PM10 της Αγίας Παρασκευής και την μέρα της μέτρησης, ποια μέρα της εβδομάδας έγινε η μέτρηση.

Και τέλος ορίζουμε στο νευρωνικό σαν «επιθυμητό» τα δεδομένα της Λυκόβρυσης, δηλαδή όταν χρησιμοποιήσουμε το νευρωνικό για εξαγωγή δεδομένων, αυτό που θα μας εξάγει είναι μετρήσεις για τη Λυκόβρυση.

Το νευρωνικό για να μπορεί να εξακριβώνει αν η πορεία της εκπαίδευσης του πηγαίνει καλά κρατά ένα ποσοστό των μετρήσεων για αυτοδιόρθωση. Στο νευρωνικό που θα εκπαιδεύσουμε θα ορίσουμε να κρατήσει το 20% των μετρήσεων για εξακρίβωση (**Cross Validation**).

Ορίζουμε στο νευρωνικό μόνο ένα κρυφό στρώμα και 31 στοιχεία επεξεργασίας (**Processing Elements**), όπως υπολογίζεται αυτόματα από το λογισμικό σύμφωνα με τον αριθμό των δεδομένων και σε σχέση με προηγούμενες ρυθμίσεις που ορίσαμε. Μπορούμε μόνο να μειώσουμε τον αριθμό των στοιχείων επεξεργασίας, για να βελτιώσουμε τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου.

Για το πείραμα μας θα εκτελέσουμε δοκιμές με την εξίσωση **Tanh Axon**.

Για να τερματιστεί η εκπαίδευση του νευρωνικού ορίζουμε ως συνθήκη όταν η τιμή του **MSE** (δείκτης απόδοσης του ΤΝΔ) πέσει κάτω από την τιμή 0 (μηδέν).

Αν δεν τερματιστεί η εκπαίδευση λόγω της παραπάνω συνθήκης, θα τερματιστεί από τον μέγιστο αριθμό των εποχών (**Maximum Epochs**) που ορίζουμε, που στην περίπτωση μας θα είναι 1000.

Αν δεν τερματιστεί η εκπαίδευση του νευρωνικού που δημιουργήσαμε λόγω χαμηλής τιμής του δείκτη απόδοσης, θα τερματιστεί όταν η εκπαίδευση φτάσει στις 1000 εποχές.

Τσεκάρουμε τις ενδείξεις του νευρωνικού, **MSE** και για το **CV Performance** και **Active Performance**. Βλέπουμε ότι και στο **CV** και στο **Active**, ο δείκτης είναι πάνω από το 50% (62,6% και 64,6% αντίστοιχα). Ο δείκτης **MSE** και στο **CV** και στο **Active** είναι κοντά στη μονάδα.

Άρα το ΤΝΔ είναι επαρκώς εκπαιδευμένο, μπορούμε να εκτελέσουμε ξανά την εκπαίδευση και να ελέγξουμε τους δείκτες αν βελτιώθηκαν τα μεγέθη που αναφέραμε. Αν δεν έχουμε βελτίωση των τιμών δημιουργούμε το ΤΝΔ ξανά από την αρχή και εκτελούμε την εκπαίδευση μία φορά μόνο.

Όταν το ΤΝΔ είναι επαρκώς εκπαιδευμένο σώζουμε το νευρωνικό στο δίσκο.

Τρέχουμε το αρχείο που σώσαμε και αυτή τη φορά σαν input επιλέγουμε το αρχείο **PREDICTION\_2005.txt**, δηλαδή το αρχείο με τις τιμές της Αγίας Παρασκευής για μας εξάγει τις τιμές της Λυκόβρυσης για το 2005.

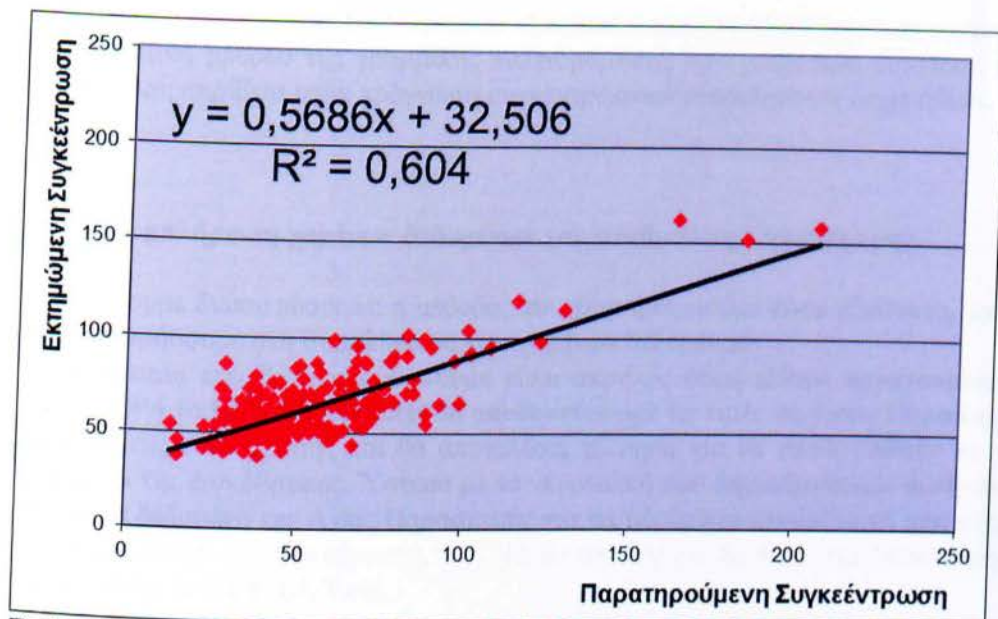
Τις τιμές της Λυκόβρυσης θα τις εξάγει σε ένα αρχείο που θα ονομάσουμε **OUTPUT\_2005.txt**.

### 3.3.1.β Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό της Λυκόβρυσης.

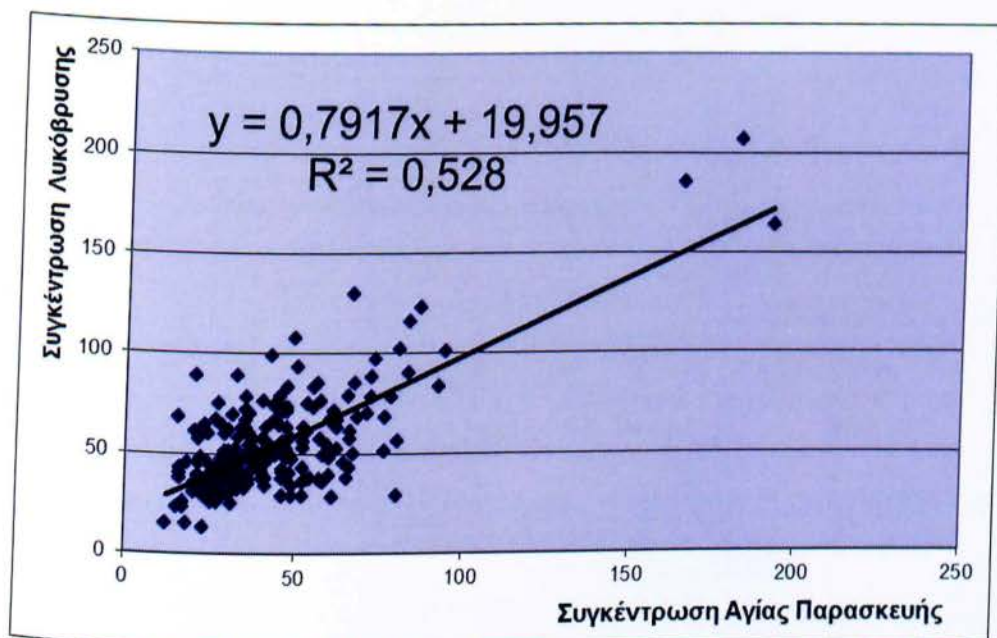
Παραθέτοντας τις τιμές που υπολόγισε το ΤΝΔ για Λυκόβρυση για το 2005 σε διάγραμμα διασποράς σε σχέση με τις πραγματικές τιμές του 2005 για τη Λυκόβρυση, βλέπουμε ότι η καμπύλη που προκύπτει εκφράζει το 60,43% των μετρήσεων.

Τοποθετώντας τις τιμές της Αγίας Παρασκευής και της πραγματικές της Λυκόβρυσης για το 2005 σε διάγραμμα διασποράς βλέπουμε ότι η καμπύλη διασποράς εκφράζει το 52,75% των μετρήσεων.





Σχήμα 3.3 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Σταθμός Λυκόβρυσης για 2005.



Σχήμα 3.4 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Λυκόβρυσης και της Αγίας Παρασκευής, για το έτος 2005.

Στατιστικοί δείκτες:

- Mean Bias Error: MBE = 8,6
- Root Mean Square Error: RMSE = 1,3
- Index of Agreement: IA = 0,831

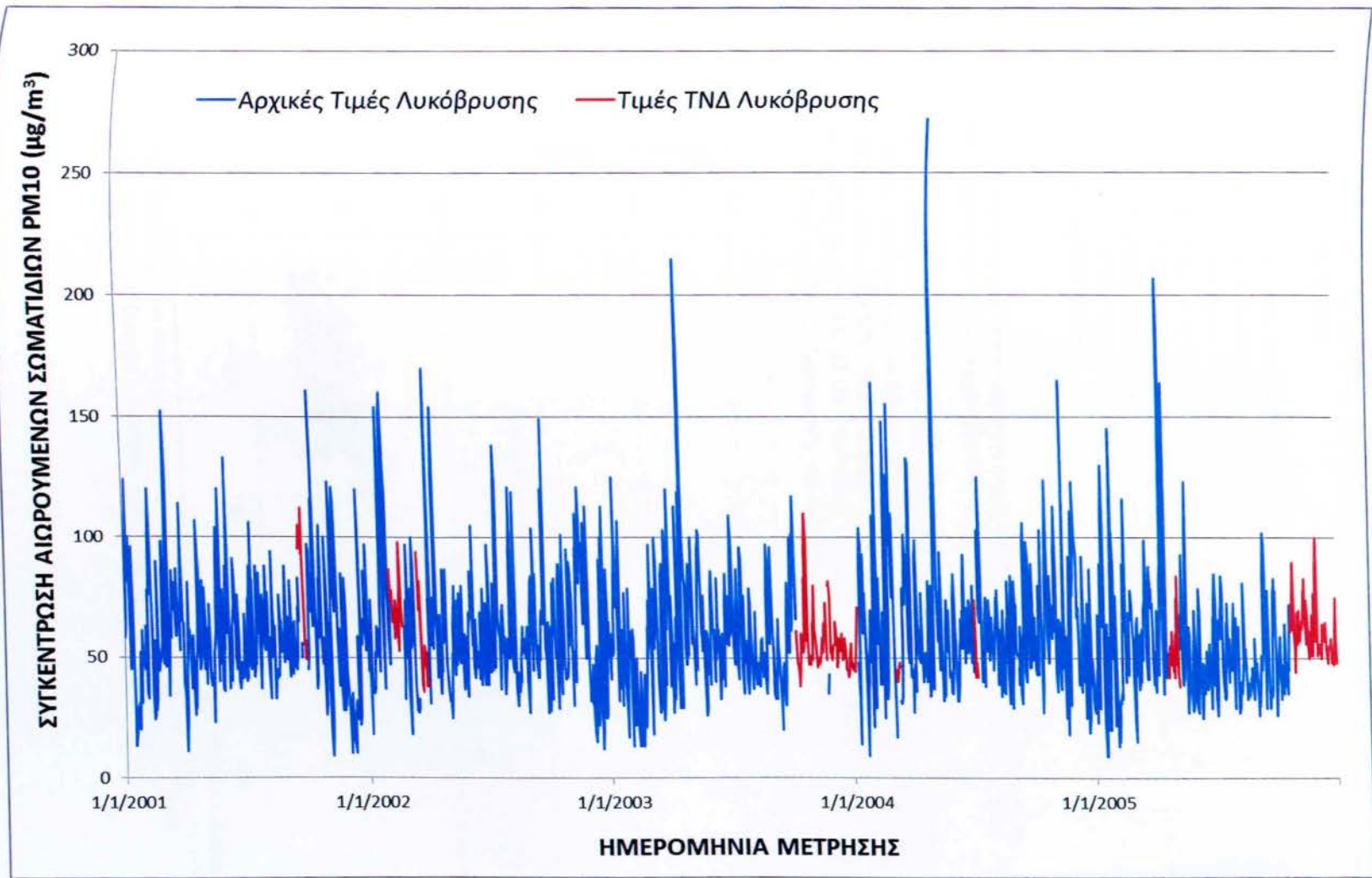
Άρα το αποτέλεσμα του ΤΝΔ κρίνεται εξαιρετικά ικανοποιητικό αφού σε σχέση με την παραδοσιακή μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης έχει μικρότερη διασπορά και άρα μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων.

### 3.3.1.γ Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων του σταθμού της Λυκόβρυσης.

Αφού έχουμε διαπιστώσει ότι η μέθοδος που χρησιμοποιούμε είναι αξιόπιστη, μπορούμε να προχωρήσουμε στη συμπλήρωση των χαμένων δεδομένων.

Η διαδικασία που θα ακολουθήσουμε είναι ακριβώς όπως είδαμε προηγουμένως. Στο αρχείο **APA to LYK SYMPL.txt** θα αποθηκεύσουμε τις τιμές της Αγίας Παρασκευής για τα κενά της Λυκόβρυσης και θα αποτελέσει το input για να υπολογισθούν τα χαμένα δεδομένα της Λυκόβρυσης. Ύστερα με το νευρωνικό που δημιουργήσαμε προηγουμένως και με τα δεδομένα της Αγίας Παρασκευής για τις μέρες που έχουμε κενά στις μετρήσεις μας στο σταθμό της Λυκόβρυσης, το ΤΝΔ θα υπολογίσει τις τιμές και θα τις εξάγει στο αρχείο **APA to LYK OUT.txt**.





Σχήμα 3.5 Παράθεση μετρήσεων του σταθμού της Λυκόβρυσης και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ.

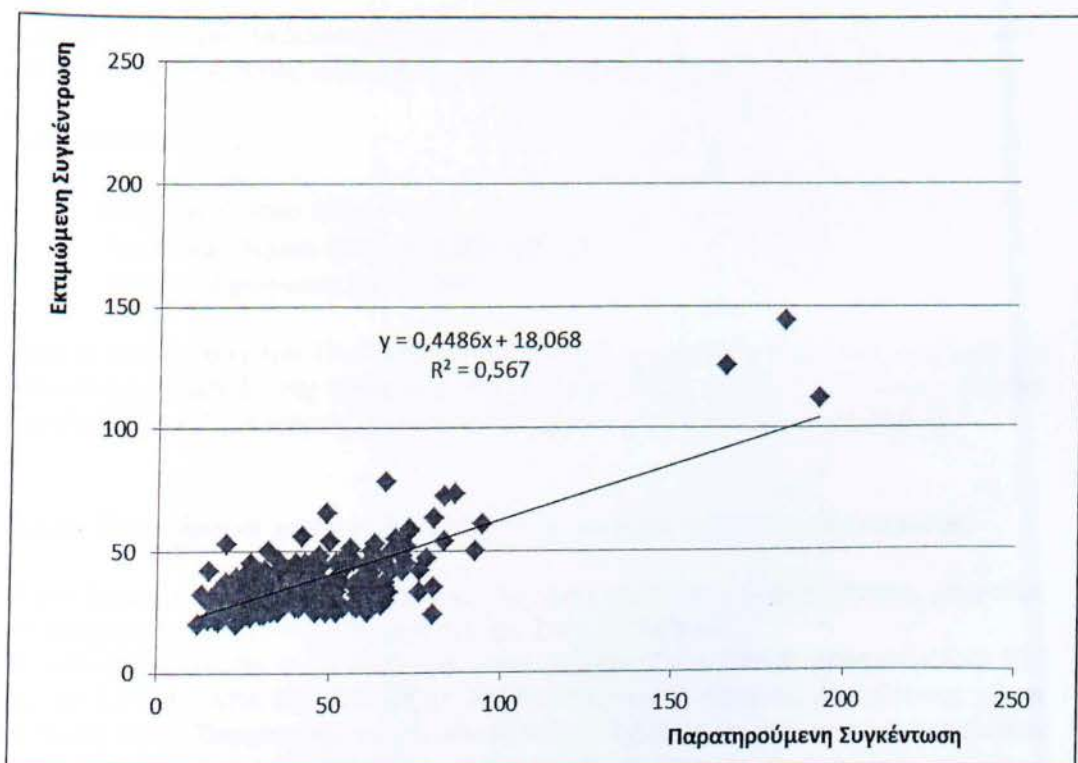
### 3.3.2.α Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό της Αγίας Παρασκευής.

Η διαδικασία για την εκπαίδευση του ΤΝΔ στη περίπτωση του σταθμού της Αγίας Παρασκευής είναι ακριβώς όπως είδαμε και στην περίπτωση της Λυκόβρυσσης (**Ενότητα 3.2.1.α**). Σαν δεδομένα εισαγωγής (input) θα χρησιμοποιήσουμε τις μετρήσεις της Λυκόβρυσσης και την ημέρα της μέτρησης (Κυριακή, Δευτέρα, κτλπ) και σαν ζητούμενο (desired) το νευρωνικό θα έχει τις μετρήσεις της Αγίας Παρασκευής. Όλες οι μετρήσεις για την εκπαίδευση θα είναι από το 2001 έως και το 2004.

Έτσι δημιουργούμε το αρχείο **LYK to APA EDUCATION 2001-2004.txt**, με το οποίο και εκπαιδεύουμε το ΤΝΔ.

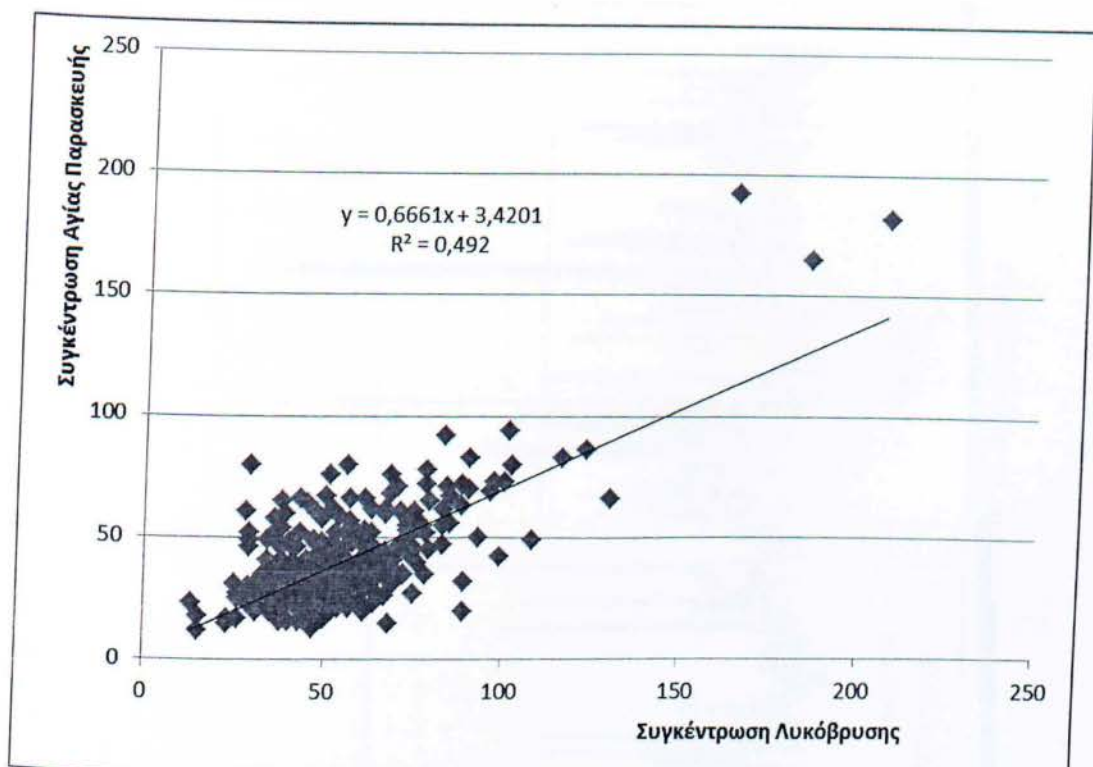
### 3.3.2.β Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό της Αγίας Παρασκευής.

Αφού εκπαιδευτεί επαρκώς το ΤΝΔ που δημιουργήσαμε, τρέχουμε το ΤΝΔ δίνοντας του τιμές του 2005 για την Λυκόβρυσση που έχουμε προηγουμένως αποθηκεύσει στο αρχείο **LYK to APA PREDICTION 2005.txt**. Το ΤΝΔ θα υπολογίσει και θα εξάγει στο αρχείο **LYK to APA OUTPUT 2005.txt** τις οποίες θα αντιπαραβάλουμε με τις μετρήσεις του σταθμού της Αγίας Παρασκευής για το 2005 που είχαμε ήδη.



Σχήμα 3.6 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης  $PM_{10}(\mu g/m^3)$ . Σταθμός Αγίας Παρασκευής για το 2005.





Σχήμα 3.7 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και της Λυκόβρυσης, για το έτος 2005.

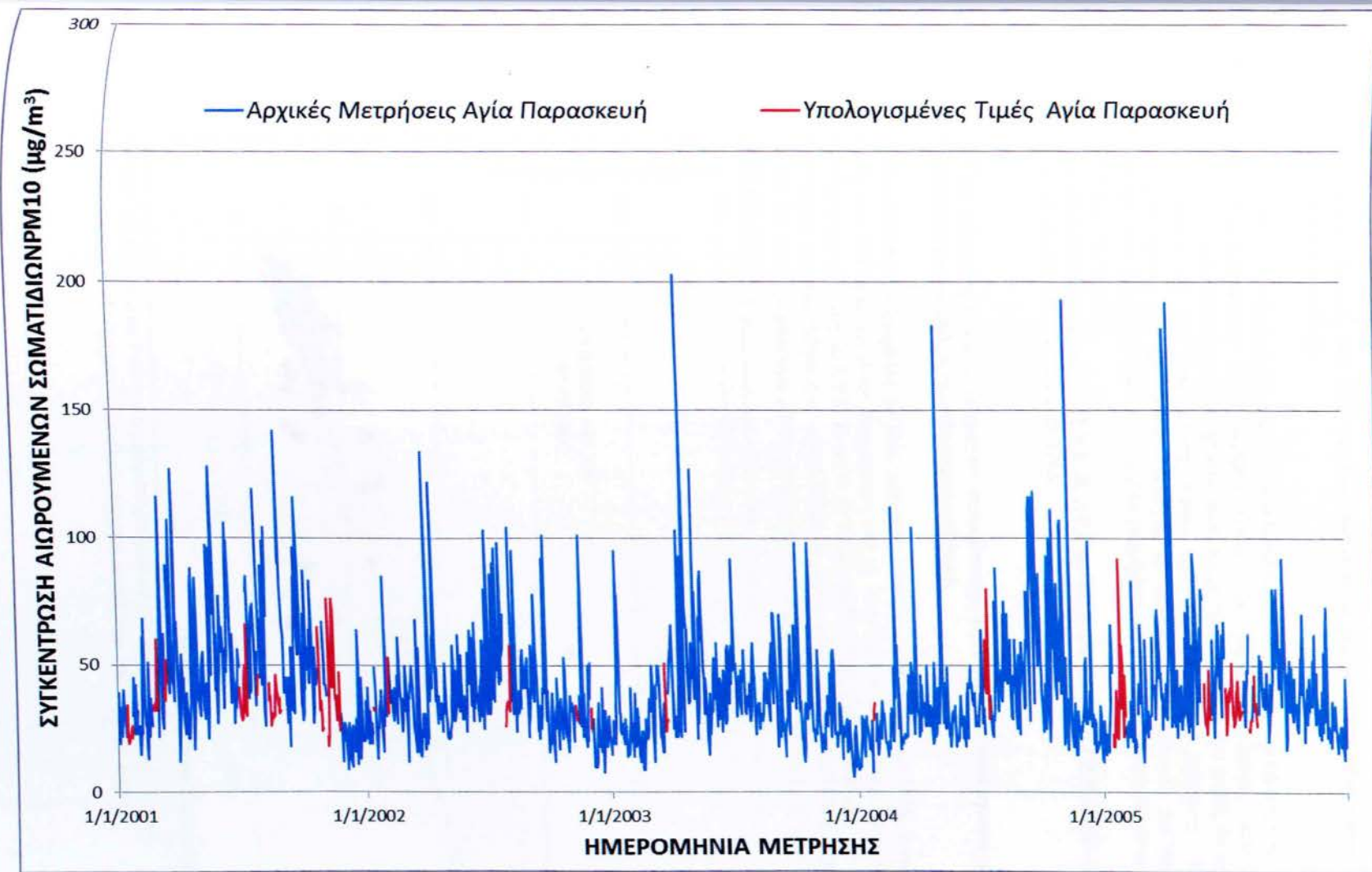
Στατιστικοί δείκτες:

- Mean Bias Error: MBE = - 4,4
- Root Mean Square Error: RMSE = 0,9
- Index of Agreement: IA = 0,799

Άρα το αποτέλεσμα του ΤΝΔ κρίνεται εξαιρετικά ικανοποιητικό αφού σε σχέση με την παραδοσιακή μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης έχει μικρότερη διασπορά και άρα μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων.

### 3.3.2.γ Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων του σταθμού της Αγίας Παρασκευής.

Αφού έχουμε διαπιστώσει ότι η μέθοδος που χρησιμοποιούμε είναι αξιόπιστη, μπορούμε να προχωρήσουμε στη συμπλήρωση των χαμένων δεδομένων. Η διαδικασία που θα ακολουθήσουμε είναι ακριβώς όπως είδαμε προηγουμένως. Στο αρχείο **LYK to APA SYMPL.txt** θα αποθηκεύσουμε τις τιμές της Λυκόβρυσης για τα κενά της Αγίας Παρασκευής και θα αποτελέσει το input για να υπολογισθούν τα χαμένα δεδομένα της Αγίας Παρασκευής. Ύστερα με το νευρωνικό που δημιουργήσαμε προηγουμένως και με τα δεδομένα της Λυκόβρυσης για τις μέρες που έχουμε κενά στις μετρήσεις μας στο σταθμό της Αγίας Παρασκευής, το ΤΝΔ θα υπολογίσει τις τιμές και θα τις εξάγει στο αρχείο **LYK to APA OUT.txt**.



Σχήμα 3.8 Παράθεση μετρήσεων του σταθμού της Αγίας Παρασκευής και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ.



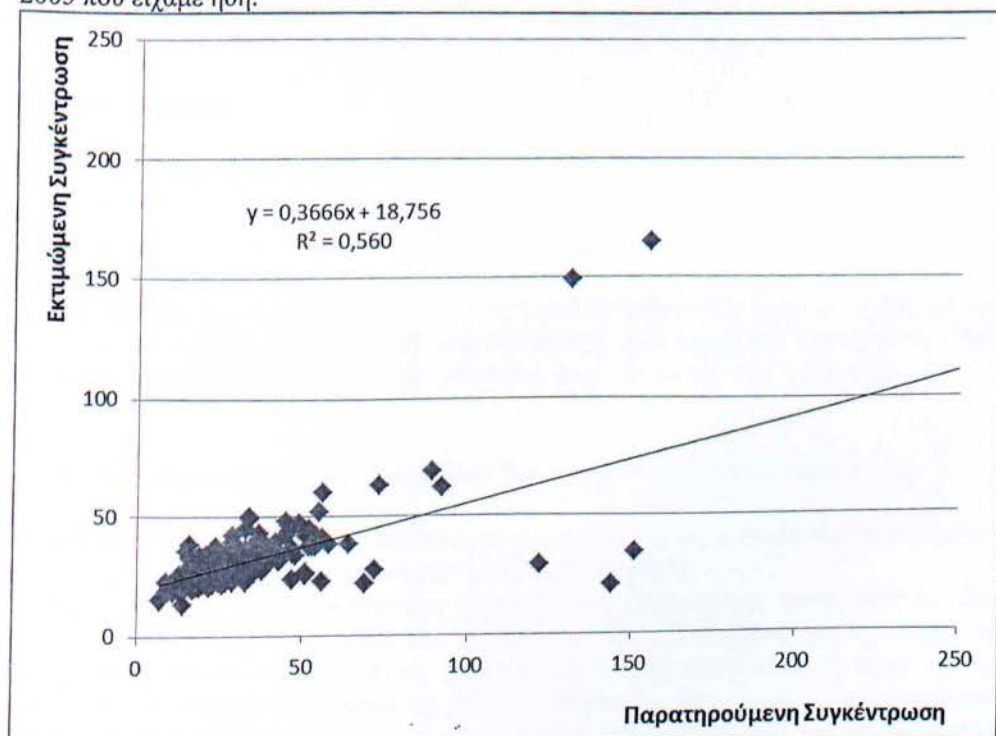
### 3.3.3.α Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό των Θρακομακεδόνων.

Συνεχίζουμε την διαδικασία για την εκπαίδευση του ΤΝΔ στη περίπτωση του σταθμού των Θρακομακεδόνων όπως ακριβώς είδαμε και στις προηγούμενες ενότητες. Σαν δεδομένα εισαγωγής (input) θα χρησιμοποιήσουμε τις μετρήσεις των σταθμών της Αγίας Παρασκευής και της Λυκόβρυσης καθώς και την ημέρα της μέτρησης (Κυριακή, Δευτέρα, κτλπ). Σαν ζητούμενο (desired) το νευρωνικό θα έχει τις μετρήσεις του σταθμού των Θρακομακεδόνων. Όλες οι μετρήσεις για την εκπαίδευση θα είναι από το 2001 έως και το 2004.

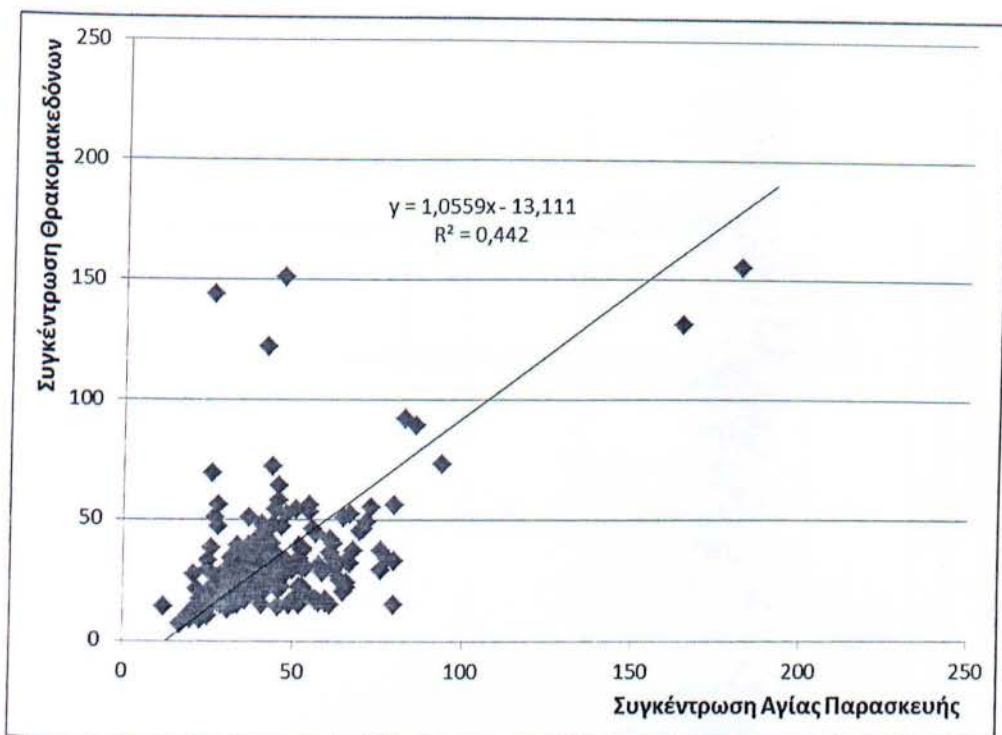
Έτσι δημιουργούμε το αρχείο **LYK & APA to THRAK EDUCATION 2001-2004.txt**, με το οποίο και εκπαιδεύουμε το ΤΝΔ.

### 3.3.3.β Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό των Θρακομακεδόνων.

Αφού εκπαιδευτεί επαρκώς το ΤΝΔ που δημιουργήσαμε, τρέχουμε το ΤΝΔ δίνοντας του τιμές του 2005 για την Αγία Παρασκευή και τη Λυκόβρυση που έχουμε προηγουμένως αποθηκεύσει στο αρχείο **LYK & APA to THRAK PREDICTION 2005.txt**. Το ΤΝΔ θα υπολογίσει και θα εξάγει στο αρχείο **LYK & APA to THRAK OUTPUT 2005.txt** τις οποίες θα αντιπαραβάλλουμε με τις μετρήσεις του σταθμού των Θρακομακεδόνων για το 2005 που είχαμε ήδη.



Σχήμα 3.9 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης  $PM_{10}(\mu g/m^3)$ . Σταθμός Θρακομακεδόνων για το έτος 2005.



Σχήμα 3.10 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και των Θρακομακεδόνων, για το έτος 2005.

Στατιστικοί δείκτες:

- Mean Bias Error: MBE = - 1,45
- Root Mean Square Error: RMSE = 1,6
- Index of Agreement: IA = 0,749

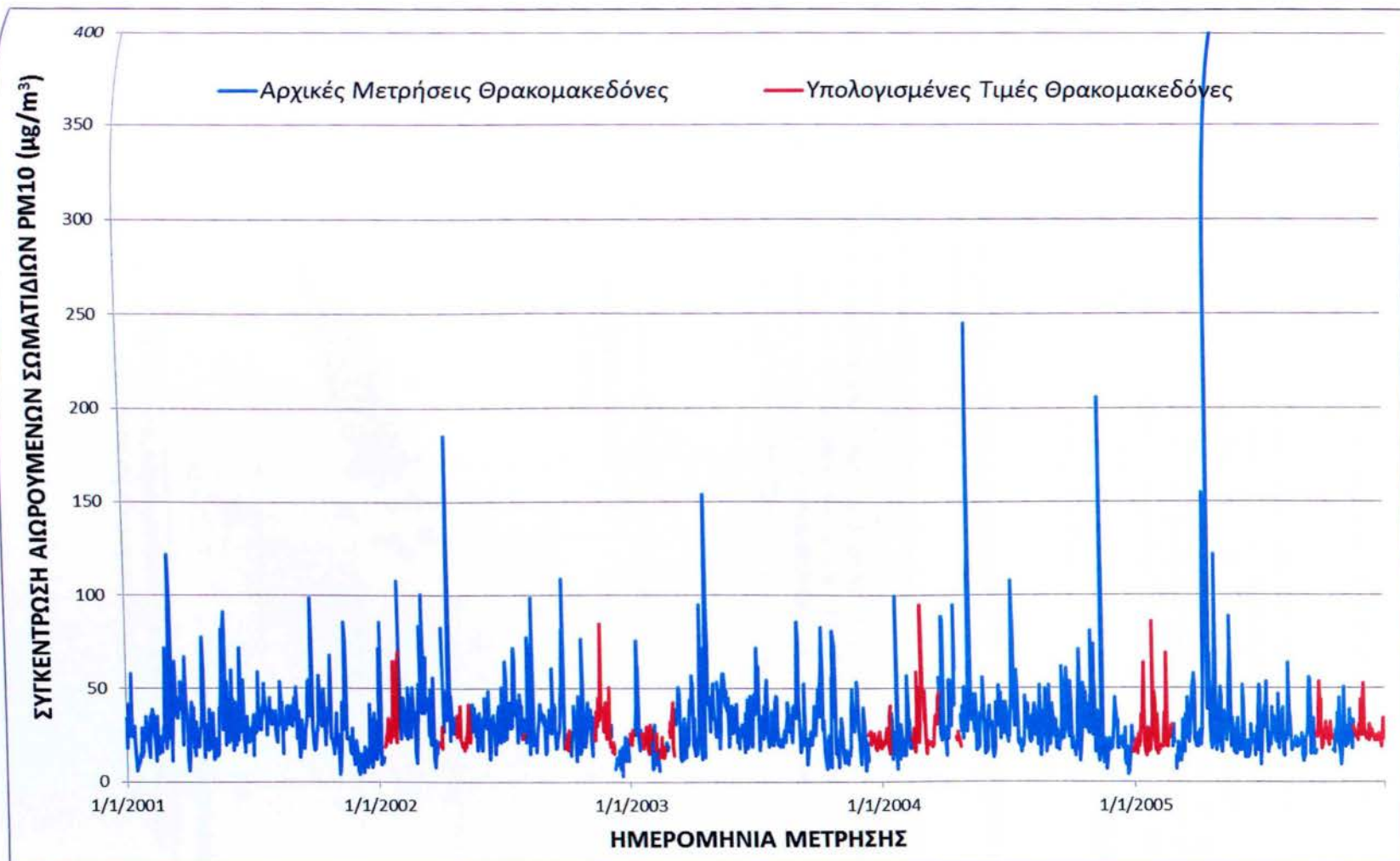
Άρα το αποτέλεσμα του ΤΝΔ κρίνεται εξαιρετικά ικανοποιητικό αφού σε σχέση με την παραδοσιακή μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης έχει μικρότερη διασπορά και άρα μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων.

### 3.3.3.γ Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων του σταθμού των Θρακομακεδόνων.

Αφού έχουμε διαπιστώσει ότι η μέθοδος που χρησιμοποιούμε είναι αξιόπιστη, μπορούμε να προχωρήσουμε στη συμπλήρωση των χαμένων δεδομένων.

Η διαδικασία που θα ακολουθήσουμε είναι ακριβώς όπως είδαμε προηγουμένως. Στο αρχείο **APA & LYK to THRAK SYMPL.txt** θα αποθηκεύσουμε τις τιμές της Λυκόβρυσης για τα κενά της Αγίας Παρασκευής και θα αποτελέσει το input για να υπολογισθούν τα χαμένα δεδομένα της Αγίας Παρασκευής. Ύστερα με το νευρωνικό που δημιουργήσαμε προηγουμένως και με τα δεδομένα της Λυκόβρυσης για τις μέρες που έχουμε κενά στις μετρήσεις μας στο σταθμό της Αγίας Παρασκευής, το ΤΝΔ θα υπολογίσει τις τιμές και θα τις εξάγει στο αρχείο **APA & LYK to THRAK OUT.txt**.





Σχήμα 3.11 Παράθεση μετρήσεων του σταθμού των Θρακομακεδόνων και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ.

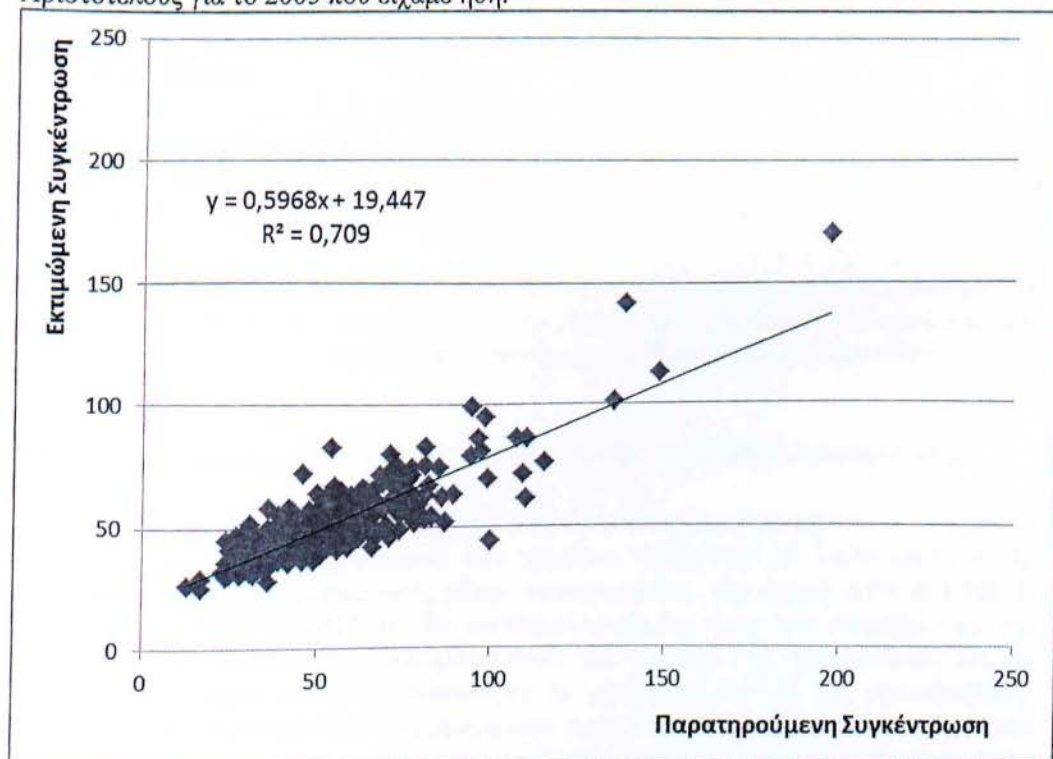
### 3.3.4.α Εκπαίδευση του ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό της οδού Αριστοτέλους.

Συνεχίζουμε την διαδικασία για την εκπαίδευση του ΤΝΔ στη περίπτωση του σταθμού Αριστοτέλους όπως ακριβώς είδαμε και στις προηγούμενες ενότητες. Σαν δεδομένα εισαγωγής (input) θα χρησιμοποιήσουμε τις μετρήσεις των σταθμών της Αγίας Παρασκευής της Λυκόβρυσης και των Θρακομακεδόνων καθώς και την ημέρα της μέτρησης (Κυριακή, Δευτέρα, κτλ). Σαν ζητούμενο (desired) το νευρωνικό θα έχει τις μετρήσεις του σταθμού της οδού Αριστοτέλους. Όλες οι μετρήσεις για την εκπαίδευση θα είναι από το 2001 έως και το 2004.

Έτσι δημιουργούμε το αρχείο **LYK & APA & THRAK to ARIST EDUCATION 2001-2004.txt**, με το οποίο και εκπαιδεύουμε το ΤΝΔ.

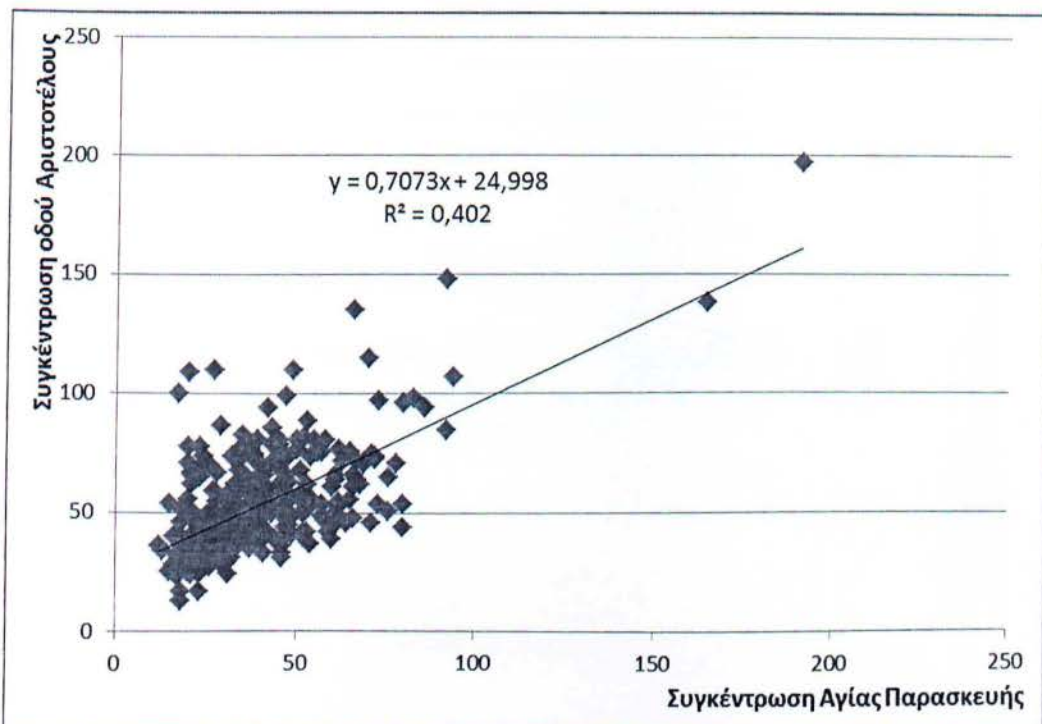
### 3.3.4.β Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης ΤΝΔ για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό της οδού Αριστοτέλους.

Αφού εκπαιδευτεί επαρκώς το ΤΝΔ που δημιουργήσαμε, τρέχουμε το ΤΝΔ δίνοντας του τιμές του 2005 για την Αγία Παρασκευή και τη Λυκόβρυση που έχουμε προηγουμένως αποθηκεύσει στο αρχείο **LYK & APA & THRAK to ARIST PREDICTION 2005.txt**. Το ΤΝΔ θα υπολογίσει και θα εξάγει στο αρχείο **LYK & APA & THRAK to ARIST OUTPUT 2005.txt** τις οποίες θα αντιπαραβάλουμε με τις μετρήσεις του σταθμού Αριστοτέλους για το 2005 που είχαμε ήδη.



Σχήμα 3.12 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης PM10( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Σταθμός οδού Αριστοτέλους για το έτος 2005.





Σχήμα 3.13 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και της οδού Αριστοτέλους, για το έτος 2005.

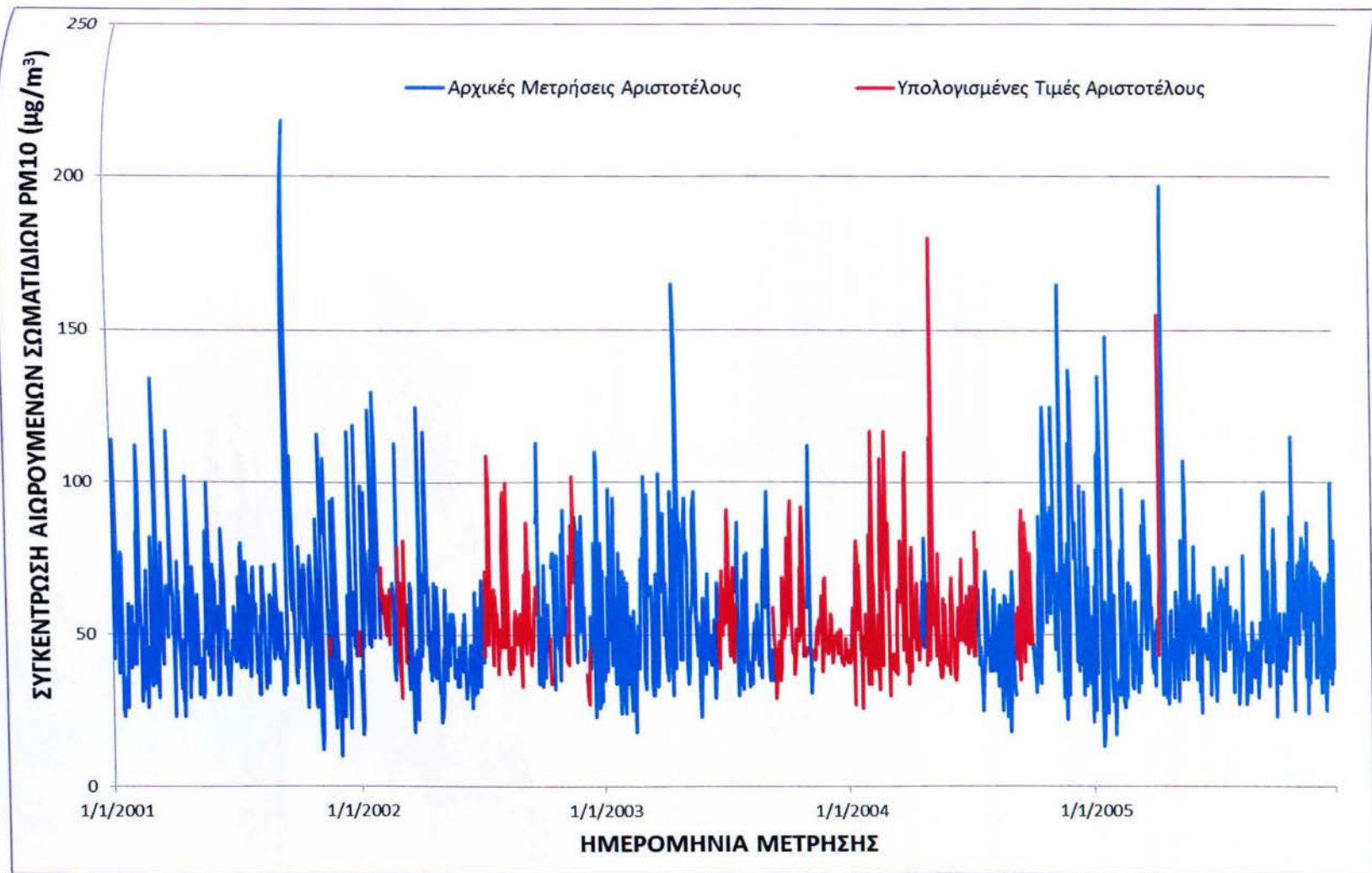
Στατιστικοί δείκτες:

- Mean Bias Error: MBE = - 1,7
- Root Mean Square Error: RMSE =0,6
- Index of Agreement: IA = 0,886

Άρα το αποτέλεσμα του ΤΝΔ κρίνεται εξαιρετικά ικανοποιητικό αφού σε σχέση με την παραδοσιακή μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης έχει μικρότερη διασπορά και άρα μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων.

### 3.3.4.γ Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων του σταθμού της οδού Αριστοτέλους.

Αφού έχουμε διαπιστώσει ότι η μέθοδος που χρησιμοποιούμε είναι αξιόπιστη, μπορούμε να προχωρήσουμε στη συμπλήρωση των χαμένων δεδομένων. Η διαδικασία που θα ακολουθήσουμε είναι ακριβώς όπως είδαμε προηγουμένως. Στο αρχείο **APA & LYK & THRAK to ARIST SYMPL.txt** θα αποθηκεύσουμε τις τιμές της Λυκόβρυσης, της Αγίας Παρασκευής και των Θρακομακεδόνων για τα κενά της Αριστοτέλους και θα αποτελέσει το input για να υπολογισθούν τα χαμένα δεδομένα της Αριστοτέλους. Ύστερα με το νευρωνικό που δημιουργήσαμε προηγουμένως και με τα δεδομένα των άλλων σταθμών για τις μέρες που έχουμε κενά στις μετρήσεις μας στο σταθμό της οδού Αριστοτέλους, το ΤΝΔ θα υπολογίσει τις τιμές και θα τις εξάγει στο αρχείο **APA&LYK&THRAKtoARISTOUT.txt**.



Σχήμα 3.14 Παράθεση μετρήσεων του σταθμού της οδού Αριστοτέλους και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ.



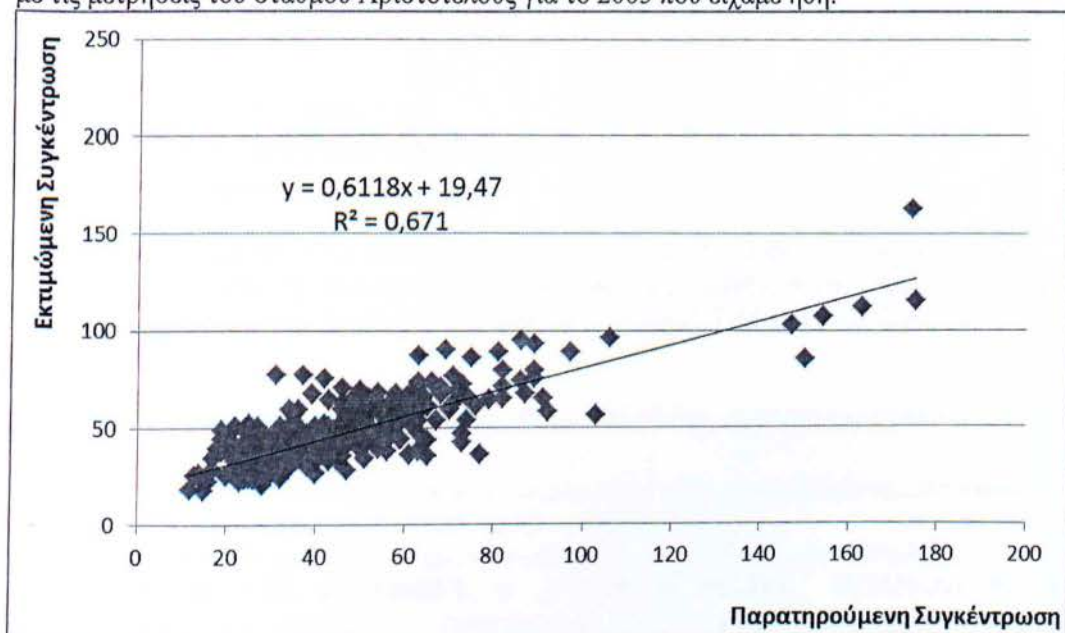
### 3.3.5.α Εκπαίδευση του TNA για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό Αμαρουσίου.

Συνεχίζουμε την διαδικασία για την εκπαίδευση του TNA στη περίπτωση του σταθμού του Αμαρουσίου όπως ακριβώς είδαμε και στις προηγούμενες ενότητες. Σαν δεδομένα εισαγωγής (input) θα χρησιμοποιήσουμε τις μετρήσεις των σταθμών της Αγίας Παρασκευής, της Λυκόβρυσης, των Θρακομακεδόνων και της Αριστοτέλους καθώς και την ημέρα της μέτρησης (Κυριακή, Δευτέρα, κλπ). Σαν ζητούμενο (desired) το νευρωνικό θα έχει τις μετρήσεις του σταθμού του Αμαρουσίου. Όλες οι μετρήσεις για την εκπαίδευση θα είναι από το 2001 έως και το 2004.

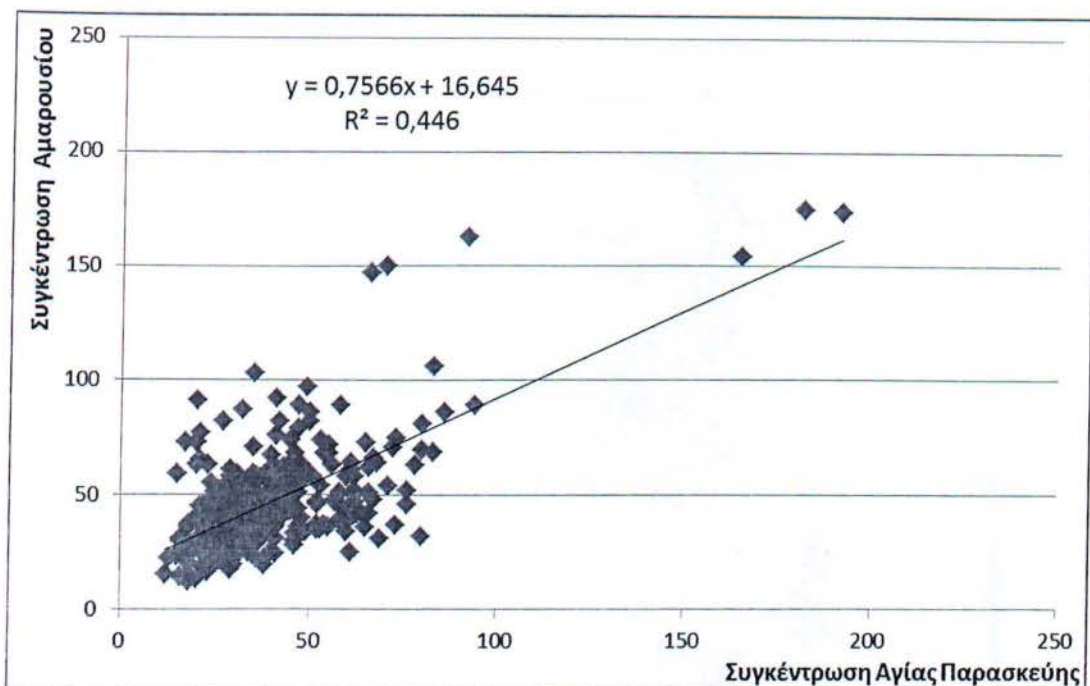
Έτσι δημιουργούμε το αρχείο **LYK & APA & THRAK & ARIST to MAR OUEDUCATION 2001-2004.txt**, με το οποίο και εκπαιδεύουμε το TNA.

### 3.3.5.β Αξιολόγηση αποτελεσμάτων εκπαίδευσης TNA για τον υπολογισμό χαμένων δεδομένων στον σταθμό του Αμαρουσίου.

Αφού εκπαιδευτεί επαρκώς το TNA που δημιουργήσαμε, τρέχουμε το TNA δίνοντας του τιμές του 2005 για τους τέσσερις άλλους σταθμούς που έχουμε προηγουμένως αποθηκεύσει στο αρχείο **LYK & APA & THRAK & ARIST to MAROU PREDICTION 2005.txt**. Το TNA θα υπολογίσει και θα εξάγει στο αρχείο **LYK & APA & THRAK & ARIST to MAROU OUTPUT 2005.txt** τις οποίες θα αντιπαραβάλουμε με τις μετρήσεις του σταθμού Αριστοτέλους για το 2005 που είχαμε ήδη.



Σχήμα 3.15 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης PM10( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Σταθμός Αμαρουσίου για το έτος 2005.



Σχήμα 3.16 Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και Αμαρουσίου, για το έτος 2005.

Στατιστικοί δείκτες:

- Mean Bias Error: MBE = 1,6
- Root Mean Square Error: RMSE = 0,7
- Index of Agreement: IA = 0,882

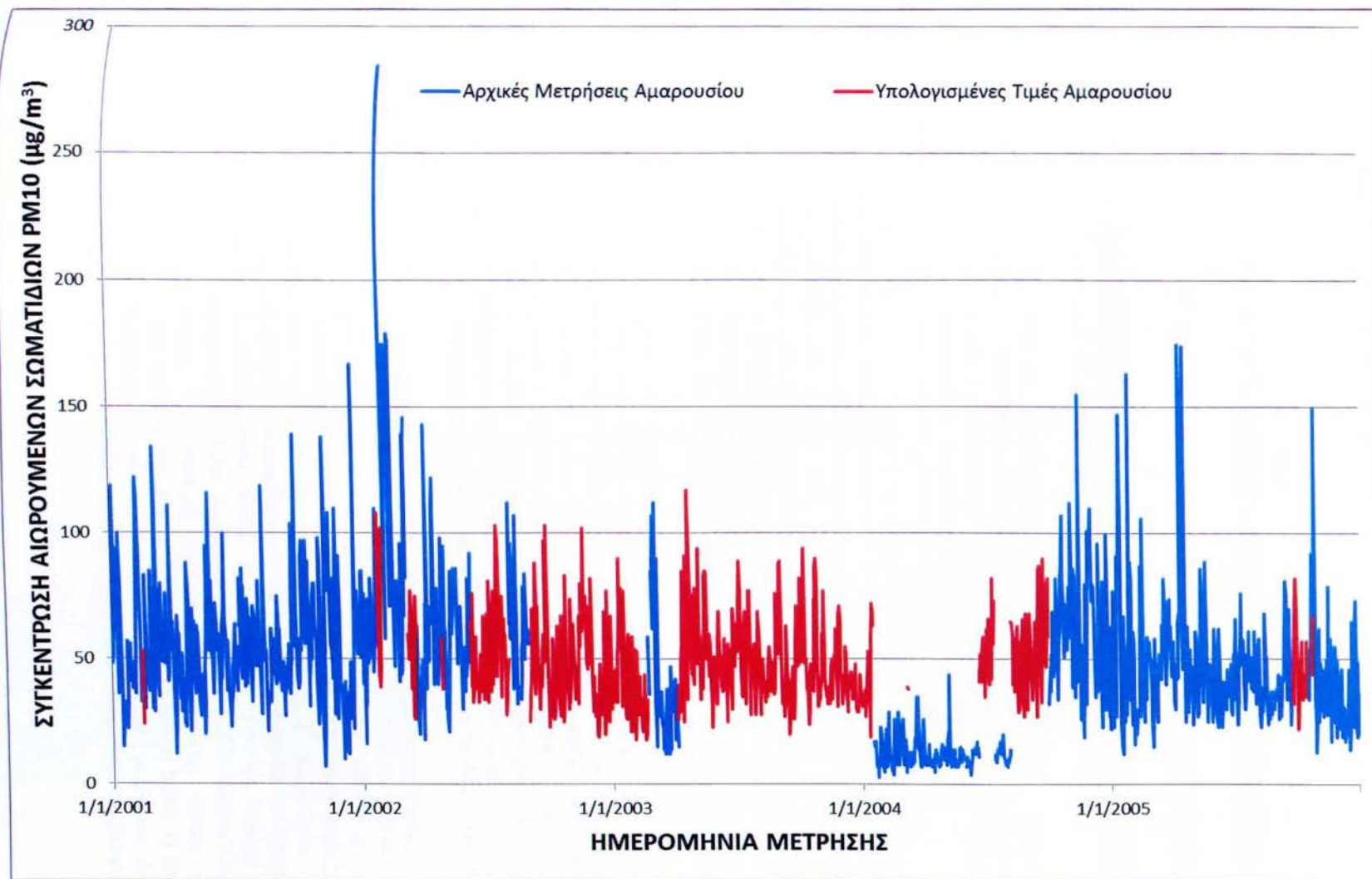
Άρα το αποτέλεσμα του ΤΝΔ κρίνεται εξαιρετικά ικανοποιητικό αφού σε σχέση με την παραδοσιακή μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης έχει μικρότερη διασπορά και άρα μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων.

### 3.3.5.γ Συμπλήρωση χαμένων δεδομένων του σταθμού της οδού Αριστοτέλους.

Αφού έχουμε διαπιστώσει ότι η μέθοδος που χρησιμοποιούμε είναι αξιόπιστη, μπορούμε να προχωρήσουμε στη συμπλήρωση των χαμένων δεδομένων.

Η διαδικασία που θα ακολουθήσουμε είναι ακριβώς όπως είδαμε προηγουμένως. Στο αρχείο **APA & LYK & THRAK & ARIST to MAROU SYMPL.txt** θα αποθηκεύσουμε τις τιμές της Λυκόβρυσης, της Αγίας Παρασκευής, των Θρακομακεδόνων και της οδού Αριστοτέλους για τα κενά του Αμαρουσίου και θα αποτελέσει το input για να υπολογισθούν τα χαμένα δεδομένα του Αμαρουσίου. Ύστερα με το νευρωνικό που δημιουργήσαμε προηγουμένως και με τα δεδομένα των άλλων σταθμών για τις μέρες που έχουμε κενά στις μετρήσεις μας στο σταθμό του Αμαρουσίου, το ΤΝΔ θα υπολογίσει τις τιμές και θα τις εξάγει στο αρχείο **APA & LYK & THRAK & ARIST to MAROU OUT.txt**.





Σχήμα 3.17 Παράθεση μετρήσεων του σταθμού του Αμαρουσίου και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ.

### 3.4 Ανάλυση Στατιστικών Δεικτών.

Σταθμός	MBE	RMSE	IA	R <sup>2</sup>
Αγία Παρασκευή	-4,4	0,9	0,799	0,567
Λυκόβρυση	8,6	1,3	0,831	0,604
Θρακομακεδόνες	-1,5	1,6	0,749	0,560
Αριστοτέλους	-1,7	0,6	0,886	0,709
Μαρούσι	1,6	0,7	0,882	0,671

Πίνακας 3.1 Στατιστικοί δείκτες απόδοσης νευρωνικών δικτύων ανά σταθμό.

Ελέγχοντας την ποιότητα και την αξιοπιστία των Νευρωνικών Δικτύων, λαμβάνοντας υπόψη τους παραπάνω στατιστικούς δείκτες (MBE, RMSE, IA και R<sup>2</sup>), συμπεραίνουμε ότι συνολικά το προγνωστικό μοντέλο λειτούργησε αρκετά αποδοτικά στον υπολογισμό των συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων PM10.

Πιο συγκεκριμένα για τους σταθμούς μετρήσεων έχουμε:

- Για τα δεδομένα του σταθμού της Αγίας Παρασκευής είχαμε μια υποεκτίμηση της κατάστασης, όπως βλέπουμε από το δείκτη MBE. Ο δείκτης RMSE μας δείχνει ότι βρισκόμαστε πολύ κοντά στις πραγματικές μετρήσεις. Από το δείκτη IA βλέπουμε ότι έχουμε πολύ καλή συμφωνία μεταξύ πρόβλεψης και παρατήρησης αφού η τιμή του πλησιάζει τη μονάδα. Τέλος ο δείκτης R<sup>2</sup> μας δείχνει ότι τα δεδομένα μας έχουν πολύ μικρότερη διασπορά δεδομένων σε σχέση με το διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και της Λυκόβρυσης, για το έτος 2005 (Σχήμα 3.7)
- Για τα δεδομένα του σταθμού της Λυκόβρυσης είχαμε σχετικά μεγάλη υπερεκτίμηση της κατάστασης, όπως βλέπουμε από το δείκτη MBE. Ο δείκτης RMSE μας δείχνει ότι βρισκόμαστε κοντά στις πραγματικές μετρήσεις. Από το δείκτη IA βλέπουμε ότι έχουμε πολύ καλή συμφωνία μεταξύ πρόβλεψης και παρατήρησης αφού η τιμή του πλησιάζει τη μονάδα. Τέλος ο δείκτης R<sup>2</sup> μας δείχνει ότι τα δεδομένα μας έχουν πολύ μικρότερη διασπορά δεδομένων σε σχέση με το διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης για το σταθμό της Λυκόβρυσης και της Αγίας Παρασκευής, για το έτος 2005 (Σχήμα 3.4)
- Για τα δεδομένα του σταθμού των Θρακομακεδόνων είχαμε μικρή υποεκτίμηση της κατάστασης, όπως βλέπουμε από το δείκτη MBE. Ο δείκτης RMSE μας δείχνει ότι βρισκόμαστε κοντά στις πραγματικές μετρήσεις. Από το δείκτη IA βλέπουμε ότι έχουμε καλή συμφωνία μεταξύ πρόβλεψης και παρατήρησης αφού η τιμή του είναι κοντά στη μονάδα. Τέλος ο δείκτης R<sup>2</sup> μας δείχνει ότι τα δεδομένα μας έχουν μικρότερη διασπορά δεδομένων σε σχέση με το διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης για το σταθμό των Θρακομακεδόνων και της Αγίας Παρασκευής, για το έτος 2005 (Σχήμα 3.10)
- Για τα δεδομένα του σταθμού της οδού Αριστοτέλους είχαμε μικρή υποεκτίμηση της κατάστασης, όπως βλέπουμε από το δείκτη MBE. Ο δείκτης RMSE μας δείχνει ότι βρισκόμαστε κοντά στις πραγματικές μετρήσεις. Από το δείκτη IA βλέπουμε ότι έχουμε σχεδόν τέλεια συμφωνία μεταξύ πρόβλεψης και



παρατήρησης αφού η τιμή του είναι πολύ κοντά στη μονάδα. Τέλος ο δείκτης  $R^2$  μας δείχνει ότι τα δεδομένα μας έχουν πολύ μικρότερη διασπορά δεδομένων σε σχέση με το διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης για το σταθμό της Αριστοτέλους και της Αγίας Παρασκευής, για το έτος 2005 (Σχήμα 3.13)

- Για τα δεδομένα του σταθμού του Αμαρουσίου είχαμε μικρή υπερεκτίμηση της κατάστασης, όπως βλέπουμε από το δείκτη MBE. Ο δείκτης RMSE μας δείχνει ότι βρισκόμαστε πολύ κοντά στις πραγματικές μετρήσεις. Από το δείκτη IA βλέπουμε ότι έχουμε πολύ καλή συμφωνία μεταξύ πρόβλεψης και παρατήρησης αφού η τιμή του είναι πολύ κοντά στη μονάδα. Τέλος ο δείκτης  $R^2$  μας δείχνει ότι τα δεδομένα μας έχουν πολύ μικρότερη διασπορά δεδομένων σε σχέση με το διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης για το σταθμό του Αμαρουσίου και της Αγίας Παρασκευής, για το έτος 2005 (Σχήμα 3.16)

## *ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4*

### *ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ*

#### **4.1 Αποτελέσματα από τη χρήση των ΤΝΔ στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων PM10.**

Το προγνωστικό μοντέλο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη περίπτωση των αιωρούμενων σωματιδίων μπορεί να χαρακτηριστεί ως επιτυχές στην πρόγνωση των συγκεντρώσεων. Τα αποτελέσματα της πρόγνωσης είναι ιδιαίτερα ακριβή και η συμπεριφορά των υπολογισμένων δεδομένων ακολουθεί τη συμπεριφορά των μετρούμενων μετρήσεων. Οι όποιες αποκλίσεις είχαμε στις μετρούμενες τιμές οφείλονται στον περιορισμένο αριθμό μετρήσεων και στην έλλειψη κάλυψης του ενός σταθμού από τον άλλον, καθώς το δίκτυο μετρήσεων στην περιοχή της Αττικής δεν είναι ιδιαίτερα πυκνό.

Εξετάζοντας τα αποτελέσματα ξεχωριστά για κάθε σταθμό μέτρησης έχουμε:

- Στο σταθμό της Λυκόβρυσης, που ήταν και ο πρώτος σταθμός που εξετάστηκε, είδαμε εντυπωσιακά αποτελέσματα, παρόλο που είχαμε ελάχιστα δεδομένα για να εκπαιδύσουμε το νευρωνικό δίκτυο.
- Στο σταθμό της Αγίας Παρασκευής είδαμε πως η διασπορά των δεδομένων που υπολόγισε το νευρωνικό δίκτυο είναι μεγαλύτερη από αυτή των δεδομένων της Λυκόβρυσης, όμως είχαμε πολύ μικρότερη υποεκτίμηση.
- Στο σταθμό των Θρακομακεδόνων τα υπολογισμένα από το νευρωνικό δίκτυο δεδομένα είχαν ελάχιστα μεγαλύτερη διασπορά από ότι στην περίπτωση του σταθμού της Αγίας Παρασκευής, όμως λόγω του μεγαλύτερου εύρους δεδομένων για την εκπαίδευση του νευρωνικού, είχαμε ελάχιστη υποεκτίμηση.
- Στο σταθμό της οδού Αριστοτέλους τα υπολογισθέντα δεδομένα είναι πολύ κοντά στις πραγματικές μετρήσεις και είχαμε πολύ καλή συμφωνία μεταξύ πρόβλεψης και παρατηρήσεις.
- Στο σταθμό του Αμαρουσίου είχαμε πολύ μικρή διασπορά των δεδομένων που υπολόγισε το νευρωνικό δίκτυο και οι μετρούμενες τιμές είναι πολύ κοντά στις πραγματικές τιμές.

#### **4.2 Συμπεράσματα από τη χρήση των ΤΝΔ στην πρόγνωση συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων PM10.**

Η χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, όπως έχει αποδειχτεί και σε άλλου ρύπου, έτσι και στα αιωρούμενα σωματίδια μπορεί να προγνώσει με μεγάλη ακρίβεια συγκεντρώσεις και να συμβάλει τα μέγιστα στην ανάκτηση χαμένων δεδομένων.

Είδαμε στην μελέτη αυτή πως ακόμα και με περιορισμένο αριθμό μετρήσεων και λαμβάνοντας υπόψη ελάχιστες συνιστώσες μπορεί να μας δώσει εκπληκτικής ακρίβειας αποτελέσματα.

Θα μπορούσαμε να έχουμε πολύ καλύτερα αποτελέσματα αν η το χρονικό διάστημα των μετρήσεων υπερέβαινε την πενταετία, πχ δεκαετία, και λαμβάνονταν υπόψη κι άλλες παράμετροι του προβλήματος, εκτός από τις μετρήσεις άλλων σταθμών για την ίδια



ημέρα και η ημέρα της εβδομάδας που έγινε η μέτρηση. Για παράδειγμα θα μπορούσαμε να εισάγουμε παραμέτρους όπως τη μέση θερμοκρασία στον χώρο της μέτρησης και τον μέσο όρο της θερμοκρασίας στην Αττική, την ατμοσφαιρική πίεση την ημέρα της μέτρησης στην περιοχή της Αττικής, την μέση ταχύτητα και διεύθυνση του ανέμου στον χώρο της μέτρησης, καθώς και τις μέσες τιμές για τα ίδια μεγέθη στην Αττική. Τέλος το προγνωστικό μοντέλο θα είχε σημαντικά βελτιωμένη απόδοση και ακρίβεια, αν λαμβάναμε μετρήσεις από ακόμα περισσότερα σημεία στην Αττική, όπως πχ τον σταθμό του Κορωπίου που έχει δυνατότητα μέτρησης συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων, αλλά δεν λήφθηκε υπόψη λόγω έλλειψης μετρήσεων. Επίσης υπάρχουν διάφοροι σταθμοί μέτρησης ρύπων στην Αττική που δεν έχουν δυνατότητα μέτρησης PM10, άλλα μπορούμε να βρούμε κάποιον συσχετισμό μεταξύ των αιωρούμενων σωματιδίων και των ρύπων που μετρούν οι σταθμοί αυτοί για να δημιουργήσουμε έτσι ένα πιο πυκνό δίκτυο μετρήσεων. Τέτοιοι σταθμοί είναι ο σταθμός στο κέντρο της Αθήνας, ο σταθμός της Γεωπονικής, των Λιοσίων, της Νέας Σμύρνης, των Πατησίων, του Πειραιά, του Περιστερίου, ο σταθμός στο Γουδί και της Ελευσίνας. Έτσι θα είχαμε συνολικά μαζί με τους σταθμούς που εξετάσαμε στη μελέτη μας τους παραπάνω και του Κορωπίου 15 σταθμούς μέτρησης, οι οποίοι θα συνέθεταν ένα δίκτυο μετρήσεων με πολύ πιο ευκρινή εικόνα των συγκεντρώσεων αιωρούμενων σωματιδίων στο λεκανοπέδιο της Αττικής και περιφερειακά αυτού.

## *ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ*

- Διαμαντάρας Κ.**, 2007. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα. ISBN 978-960-461-080-8.
- Λυμπεροπούλου Κ.**, 2006, “Χρήση Νευρωνικών Δικτύων για την Πρόγνωση της Συγκέντρωσης Τροποσφαιρικού Όζοντος σε Αστικό Περιβάλλον.
- Μουστρής, Κ.**, , 2010.
- Barron A. R.**, 1991. Approximation and Estimation Bounds for Artificial Neural Networks. Technical Report TR. #59, Department of Statistics, University of Illinois at Urbana – Champaign, IL, 61820, February 1991.
- Barron A. R.**, 1993. Universal Approximation Bounds for Superpositions of Sigmoidal Functions. IEEE Tr. Information Theory, 39, 3, pp. 930-945.
- Dutot A.L., Rynkiewicz J., Steiner F.E. and Rude J.**, 2007. A 24-h forecast of ozone peaks and exceedance levels using neural classifiers and weather predictions. Environmental Modeling & Software, 22 (9), pp. 1261-1269.
- Council Directive 1999/30/EC**, 1999. Limit values of sulphur dioxide, nitrogen dioxide and oxides of nitrogen, particulate matter and lead in ambient air. Official Journal of the European Communities, L163, 29/6/1999, pp 41-60.
- Council Directive 96/92/EC**, 1996. On ambient air quality assessment and management. Official Journal of the European Communities, L296, 21/11/1996, pp 55-63.
- Council Directive 2000/69/EC** of the European Parliament and the Council, 2000. Limit values for benzene and carbon monoxide in ambient air. Official Journal of the European Communities, L313, 13/12/2000, pp 12-22.
- Council Directive 2002/3/EC** of the European Parliament and the Council, 2002. Ozone in ambient air. Official Journal of the European Communities, L67, 9/3/2002, pp 14-31.
- Ackley D.H., Hinton G.E., Sejnowski T.J.**,1985. A Learning Algorithm for Boltzmann Machines. Cognitive Science, 9, pp. 147-169.



- Hopfield J.J.**, 1982. Neural Networks and Physical Systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA, 9(2554).
- Hopfield J.J.**, 1987. Learning algorithms and probability distributions in feed-forward and feed-back networks. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA, 84, pp. 8429-8433.
- Hopfield J.J.**, Tank D.W., 1986. Computing with Neural Circuits. A Model Science, 233, pp. 625-633.
- Rumelhart D.E. and McClelland J.L.**, 1986. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. MIT Press, 1986.
- Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.**, 1986. Learning internal representations by error propagation. In Parallel Distribution Processing: Vol 1: Foundations, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland editors, pp 318-364, MIT Press, 1986.
- Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.**, 1988 Learning internal representations by error propagation. In Neurocomputing, edited by Anderson J. and Rosenfeld E. Cambridge, Massachusetts, MIT Press, pp 675-695, 1988.
- Carpenter G., Grossberg S.**,1988. The ART of Adaptive Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Network. IEEE Computer, 21, pp. 77-88.

## ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα	Σελίδα
1.1	11
1.2	13
1.3	21
1.4	21
2.1	23
2.2	25
2.3	27
2.4	28
2.5	32
2.6	33
2.7	34
2.8	35
2.9	37
2.10	38
2.11	39
2.12	40
2.13	43
3.1	48
3.2	50
3.3	52
3.4	54
3.5	55
3.6	56
3.7	57



3.8	Παράθεση μετρήσεων του σταθμού της Αγίας Παρασκευής και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ	58
3.9	Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης PM10( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Σταθμός Θρακομακεδόνων για το έτος 2005	59
3.10	Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και των Θρακομακεδόνων, για το έτος 2005	60
3.11	Παράθεση μετρήσεων του σταθμού των Θρακομακεδόνων και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ	61
3.12	Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης PM10( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Σταθμός οδού Αριστοτέλους για το έτος 2005	62
3.13	Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και της οδού Αριστοτέλους, για το έτος 2005	63
3.14	Παράθεση μετρήσεων του σταθμού της οδού Αριστοτέλους και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ	64
3.15	Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών συγκέντρωσης PM10( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Σταθμός Αμαρουσίου για το έτος 2005	65
3.16	Διάγραμμα διασποράς παρατηρούμενων τιμών συγκέντρωσης PM10 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) για το σταθμό της Αγίας Παρασκευής και Αμαρουσίου, για το έτος 2005	66
3.17	Παράθεση μετρήσεων του σταθμού του Αμαρουσίου και δεδομένων που ανακτήθηκαν με τη χρήση ΤΝΔ	66