ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ

ΥΓΕΙΟΝΟΜΙΚΗ ΚΑΙ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ

Μεταπτυχιακή Διατριβή:

Χρήση Αλγορίθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων για την Εκπαίδευση Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Εφαρμογή σε Υπόγεια Ύδατα.

ΤΑΠΟΓΛΟΥ ΕΥΔΟΚΙΑ

Εξεταστική Επιτροπή:

Καρατζάς Γεώργιος (Επιβλέπων)

Νικολός Ιωάννης

Καλογεράκης Νικόλαος

Χανιά, 2011

Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες

Με το πέρας της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Καρατζά Γεώργιο για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα καθώς και για την προθυμία, την υπομονή και την αμέριστη συμβολή του κατά την διεκπεραίωση της εργασίας.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω όλο το δυναμικό του Εργαστηρίου Γεωπεριβαλλοντικής Μηχανικής και ιδιαίτερα τη μεταδιδακτορική ερευνήτρια Δρ. Δόκου Ζωή και τον Δρ. Τριχάκη Ιωάννη για τη συνεργασία και την υποστήριξη που μου προσέφεραν σε όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας αυτής.

Τέλος θέλω να πω ένα μεγάλο ευχαριστώ στους φίλους μου και στην οικογένεια μου για την ηθική συμπαράσταση τους όλα αυτά τα χρονιά.

Πρόλογος

Τα υπόγεια ύδατα αποτελούν σημαντικό κομμάτι της ανθρώπινης ζωής, οπότε η μελέτη της κατάστασης τους αποτελεί πολύτιμο εργαλείο, προσφέροντας σημαντικές πληροφορίες για τη διαχείριση και την αξιοποίηση τους.

Στην παρούσα διπλωματική εξετάζεται η χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σημείων για την εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου εμπρόσθιας τροφοδοσίας, το οποίο προβλέπει τη στάθμη του υπόγειου υδροφόρου ορίζοντα σε ένα πηγάδι παρατήρησης, στην περιοχή της Αγιάς Χανίων. Επιπλέον γίνεται μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη του ύψους της στάθμης του νερού στο πηγάδι, αλλά και μελέτη τριών κλιματικών σεναρίων για το χρονικό διάστημα 2010-2020.

Στο $1^{ο}$ κεφάλαιο παρατίθενται συνοπτικά θεωρητικά στοιχεία σχετικά με τη διαχείριση των υπογείων υδάτων, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων. Συγκεκριμένα, αρχικά αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο τα νευρωνικά δίκτυα προσεγγίζουν το πρόβλημα, όπως και οι κατηγορίες των νευρωνικών δικτύων και τα πλεονεκτήματα της κάθε μίας. Στη συνέχεια, αναφέρονται οι πιο γνωστοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης, μεταξύ των οποίων και ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης σμήνους σημείων.

Στο $2^{ο}$ κεφάλαιο περιγράφεται η περιοχή μελέτης και γίνεται αναφορά σε κλιματολογικά, μετεωρολογικά και γεωλογικά στοιχεία της περιοχής.

Στο $3^{ο}$ κεφάλαιο επεξηγείται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε στη συγκεκριμένη διπλωματική και περιλαμβάνει τόσο το είδος του νευρωνικού δικτύου και του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, όσο και τα δεδομένα εισόδου και τις παραμέτρους που χρησιμοποιήθηκαν.

Στο $4^{ο}$ κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα παρατίθενται διαγράμματα που συσχετίζουν συγκεκριμένες παραμέτρους του αλγορίθμου με το σφάλμα αξιολόγησης ενώ εξετάζονται και διαφορετικές παραλλαγές του αλγορίθμου βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων για τον προσδιορισμό αυτού που έχει τα καλύτερα αποτελέσματα για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Στη συνέχεια ο αλγόριθμος που επιλέχθηκε χρησιμοποιείται για την προσομοίωση της διακύμανσης της στάθμης του πηγαδιού και στη συνέχεια για την προσομοίωση της στάθμης. Τέλος, έγινε μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη και προσομοίωση της στάθμης στο πηγάδι παρατήρησης μέχρι το έτος 2020. Τα σενάρια αυτά αναφέρονται σε μια μελέτη που προβλέπει μείωση της συνολικής βροχόπτωσης στην Κρήτη κατά 12%, 37% και αύξηση κατά 13% και αύξηση της μέσης θερμοκρασίας κατά 1.9^{o}C 2.7^{o}C και 1^{o}C αντίστοιχα μέχρι το 2040.

Τέλος, στο 5^{o} κεφάλαιο συνοψίζονται τα συμπεράσματα τα οποία προέκυψαν και γίνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Περίληψη

Στην παρούσα διπλωματική εξετάζεται η χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σημείων για την εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου εμπρόσθιας τροφοδοσίας, το οποίο προβλέπει τη διακύμανση της στάθμης του νερού σε ένα πηγάδι παρατήρησης.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μοντέλα που ανήκουν στον κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης, ενώ σχεδιάστηκαν για να μιμούνται τη διαδικασία μάθησης του ανθρωπίνου εγκεφάλου. Ένα τυπικό δίκτυο αποτελείται από τους κόμβους εισόδου, στους οποίους γίνεται η εισαγωγή των δεδομένων, τους κόμβους των κρυμμένων επιπέδων και τους κόμβους εξόδου. Οι κόμβοι των κρυμμένων επιπέδων και οι κόμβοι εξόδου είναι υπολογιστικοί κόμβοι, ενώ όλοι οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους με τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη. Σκοπός της μεθόδου αυτής είναι η εξαγωγή μιας σχέσης μεταξύ των τιμών εισόδου και εξόδου, προσαρμόζοντας κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης τα βάρη του δικτύου, έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και της προσομοιωμένης τιμής. Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου γίνεται με τροφοδότηση στο δίκτυο ζευγών τιμών εισόδου και των αντίστοιχων τιμών εξόδου. Στη συνέχεια, το εκπαιδευμένο δίκτυο δοκιμάζεται για την επαλήθευση της απόδοσης του.

Η βελτιστοποίηση με χρήση σμήνους σωματιδίων είναι ένας σχετικά νέος εξελικτικός αλγόριθμος, ο οποίος χρησιμοποιείται για να βρεθούν βέλτιστες λύσεις σε αριθμητικά και ποσοτικά προβλήματα. Αναπτύχθηκε από τους Eberhart και Kennedy το 1995 και έκτοτε έχει εφαρμοστεί σε διάφορους τομείς.

Σε αυτού του είδους τη βελτιστοποίηση, τα σωματίδια ψάχνουν στο χώρο που ορίζεται από το πρόβλημα για την καλύτερη λύση, ακολουθώντας το μέχρι εκείνη τη στιγμή καλύτερο σωματίδιο. Η λύση ορίζεται ως το αποτέλεσμα μιας αντικειμενικής συνάρτησης, η οποία προσδιορίζεται από τον χρήστη και στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι το σφάλμα εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Κάθε σωματίδιο απομνημονεύει την καλύτερη του θέση και την τιμή της αντικειμενικής του συνάρτησης σε εκείνο το σημείο, ενώ σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου η ταχύτητα και η θέση των σωματιδίων μεταβάλλονται ανάλογα με την καλύτερη

θέση του καλύτερου σωματιδίου, την καλύτερη θέση του εαυτού τους και την τρέχουσα ταχύτητα ή θέση τους. Εξετάζονται τρείς διαφορετικοί τύποι του αλγόριθμου και επιλέγεται να εφαρμοστεί ο GLBest-PSO, στον οποίο βασικό ρόλο παίζει η απόσταση μεταξύ της καλύτερης λύσης του κάθε σωματιδίου και της καλύτερης λύσης που έχει βρεθεί στον υπερχώρο αναζήτησης.

Ο αλγόριθμος αυτός εφαρμόζεται με χρήση τιμών πεδίου από την περιοχή της Αγιάς Χανιών, και γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με την πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδο εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων, αυτή της όπισθεν διάδοσης του σφάλματος (back propagation).

Με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων προκύπτει βελτίωση του σφάλματος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου κατά 9.3% σε σχέση με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης με όπισθεν διάδοση σφάλματος, ενώ στο σφάλμα δοκιμής υπάρχει μεγαλύτερη βελτίωση, της τάξης του 18%.

Το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να προβλέψει την ημερήσια διαφορά της στάθμης του πηγαδιού, χωρίς όμως να μπορεί να προσομοιώσει τοπικά και μεταβατικά φαινόμενα. Η μέγιστη απόκλιση που παρατηρείται είναι της τάξεως των 0.35m.

Όταν οι διαφορές στάθμης μετατραπούν σε υδραυλική στάθμη, χρησιμοποιώντας την πραγματική στάθμη του πηγαδιού την προηγούμενη ημέρα, τότε οι αποκλίσεις των προσομοιωμένων τιμών από τις πραγματικές φαίνονται συγκριτικά μικρότερες, με τη μέση απόκλιση να είναι ίση με 0.041m.

Στη συνέχεια, το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο, χρησιμοποιήθηκε για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της στάθμης στο πηγάδι παρατήρησης. Σε αυτή την περίπτωση δε χρησιμοποιείται η στάθμη της προηγούμενης ημέρας, αλλά η αρχική στάθμη και οι προσομοιωμένες τιμές της διαφοράς της στάθμης. Οι τιμές που προέκυψαν από αυτή τη διαδικασία ήταν μικρότερες από τις πραγματικές, ενώ η μέγιστη διαφορά αυτή είναι της τάξης του 1m. Το σφάλμα αυτό δε συσσωρεύεται κατά τη διάρκεια των δύο υδρολογικών ετών που μελετούνται, με αποτέλεσμα στο τέλος αυτής της χρονικής περιόδου το σφάλμα να είναι ελάχιστο.

Τέλος εξετάστηκαν τρία σενάρια κλιματικής αλλαγής για την περίοδο 2010-2020, τα οποία στηρίζονται σε στοιχεία που προβλέπουν για την Κρήτη:

- 12% μείωση της βροχόπτωσης και 1.9^{o}C αύξηση θερμοκρασίας μέσα στο διάστημα 2010 - 2040
- 37% μείωση της βροχόπτωσης και 2.8^{o}C αύξηση θερμοκρασίας μέσα στο διάστημα 2010 - 2040
- 13% αύξηση της βροχόπτωσης και 1^{o}C αύξηση θερμοκρασίας μέσα στο διάστημα 2010 - 2040

Από αυτή τη μελέτη προέκυψε ότι μόνο κατά το 2^{o} σενάριο οι επιπτώσεις στη στάθμη του πηγαδιού είναι μεγάλες, κατά το 1^{o} σενάριο δεν παρατηρείται μεγάλη διαφοροποίηση από τη σημερινή κατάσταση, ενώ για το 3^{o} σενάριο τα αποτελέσματα είναι ευνοϊκά.

Abstract

The purpose of this study is to examine the use of particle swarm optimization algorithm to train a feed-forward multi-layer artificial neural network, which can simulate the hydraulic head change at an observation well.

Artificial neural networks are models which belong in the field of artificial intelligence, and they are designed to mimic the learning process of the human brain. A typical network consists of input nodes, where the data are imported to the network, the nodes of the hidden layers and the output nodes. The nodes of the hidden layers and the output nodes are computational nodes, while all nodes are connected to each other by the corresponding synaptic weight. The purpose of this method is to draw a relationship between input and output values, adjusting the synaptic weight during the training process, in order to minimize the squared mean error. The trained network is then tested to verify its accuracy.

Particle swarm optimization is a relatively new evolutionary algorithm, which is used to find optimal solutions to numerical and quantitative problems. It was developed by Eberhart and Kennedy in 1995 and since then it has been applied in various scientific fields. The swarm consists of particles moving in the search space defined by the problem. Each particle represents a solution and is defined by the vector of its position (xi) and the vector of its velocity (vi), where the position vector corresponds to parameters of the problem. The solution is defined as the result of an objective function, defined by the user, in this case the training error. At each iteration of the algorithm, each particle updates its velocity taking into account its previous speed, its best position and the best position of the swarm.

Three different variations of particle swarm optimization algorithm are considered, and the one chosen was GLBest – PSO, where the distance between the best solution found so far and the best solution of each particle plays a major role in the updating of each particle’s velocity.

The algorithm is implemented using field data from the region of Agia, Chania, and the results are compared with those derived when using the most widely used training method, the back propagation algorithm.

The particle swarm optimization algorithm shows an improvement of 9.3% and 18% in training and test errors respectively, compared to the errors of the back propagation algorithm. The trained neural network can predict the hydraulic head change at a well, underestimating it in some cases. The maximum divergence for the observed values is 0.35m.

When the hydraulic head change is converted into hydraulic head, using the observed hydraulic head of the previous day, the deviations of simulated values from the actual hydraulic head appear comparatively smaller, with an average deviation of 0.041m.

The trained neural network was also used for midterm prediction. In this case the hydraulic head of the first day of the simulation is used together with the hydraulic head change derived from the simulation, without using the hydraulic head of each previous day in the well. The values obtained by this process were smaller than the observed ones, while the maximum difference is about 1m. This error, however, does not accumulate during the two hydrological years simulated, and the error at the end of the simulation period is minimal.

Finally, three climate change scenarios were examined. These scenarios foresee a reduction by 12%, 37% and increase by 13% for the precipitation and an increase by 1.9^{o}C, 2.7^{o}C and 1^{o}C in average temperature respectively in Crete by 2040. In order to study this scenario data time series were created for the period 2010-2020, using a stochastic weather generator. The prediction results indicate a severe negative effect on the groundwater level only when the reduction in precipitation is 37%, while in the other cases the results vary from neutral to positive.

1. Θεωρητικό υπόβαθρο

1.1 Διαχείριση υπόγειων υδάτων

Το νερό αποτελεί το βασικότερο αγαθό για την ύπαρξη ζωής πάνω στη γη. Σαν φυσική πρώτη ύλη υπάρχει στη διατροφή όλων των οργανισμών, αλλά συμμετέχει και σχεδόν σε κάθε παραγωγική διαδικασία.

Το υπόγειο νερό πρόκειται για γλυκό νερό που βρίσκεται στους πόρους του εδάφους και των πετρωμάτων. Από τη συνολική ποσότητα νερού που βρίσκεται στον πλανήτη (1.34 δις km^3), μόνο το 2.5 % πρόκειται για γλυκό νερό, ενώ το 0.65 % βρίσκεται υπόγεια. (Foster et al., 2009)

Τα υπόγεια ύδατα αποτελούν την πρωταρχική πηγή ύδρευσης και άρδευσης, προστατεύουν από την ξηρασία και συνδέονται άμεσα με τις επιφανειακές πηγές υδάτων και τον υδρολογικό κύκλο. Η αξιόπιστη παροχή, η ποιότητα και θερμοκρασία τους, η χαμηλή σχετική θολότητα, η απουσία ρύπων, οι ελάχιστες απώλειες λόγω εξάτμισης και το χαμηλό σχετικά κόστος εκμετάλλευσης τους τα εντάσσουν στην πρώτη προτίμηση σε σχέση με άλλες πηγές υδάτων. Ειδικότερα, καθώς ο παγκόσμιος πληθυσμός αυξάνεται και η οικονομική ανάπτυξη είναι συνεχής, αυξάνονται και οι απαιτήσεις υπόγειων πηγών. Σε αρκετές χώρες υπάρχουν ήδη σημαντικές επιπτώσεις λόγω ανεπαρκούς ρύθμισης άντλησης υπόγειων υδάτων ή ρύπανσης λόγω ανεπαρκούς διαχείρισης. (Tuinhof et al. ,2003)

Τα υπόγεια ύδατα έλαβαν μεγάλη προσοχή σαν πηγή πόσιμου νερού, λόγω της σχετικά μικρής ευαισθησίας σε ρυπαντές σε σύγκριση με τα επιφανειακά ύδατα, αλλά και της μεγάλης χωρητικότητάς τους. Ωστόσο λόγω έλλειψης διαχειριστικών σχεδίων που να βασίζονται στην αειφόρο εκμετάλλευση των υπογείων υδάτων, μπορεί να υπάρξει υπερεκμετάλλευση μειώνοντας έτσι τα επίπεδα του νερού. Ειδικά σε περιορισμένους υδροφορείς, όταν η επαναφόρτιση είναι μικρή μπορεί να οδηγήσει σε έντονη υποβάθμιση του υδροφορέα.

Η ποσοτική διαχείριση των υπόγειων υδάτων αρχικά στοχεύει στη βιώσιμη ανάπτυξη του πόρου και στην ισορροπία των εισροών στη λεκάνη αποθήκευσης με τις εκροές του συστήματος για οικονομικούς, περιβαλλοντικούς και ανθρωπιστικούς λόγους. Οι εισροές στη λεκάνη αποθήκευσης προέρχονται από τον εμπλουτισμό από φυσικές διαδικασίες, με κυριότερη τη βροχόπτωση, τον εμπλουτισμό του υδροφορέα από ανθρώπινες δραστηριότητες, όπως η άρδευση και κάποιες διαρροές του δικτύου ύδρευσης, ενώ τέλος και τον έμμεσο εμπλουτισμό από γειτονικά συστήματα. Αντίθετα, οι εκροές χωρίζονται σε 3 μεγάλες κατηγορίες, τις εκροές για ανάπτυξη, τις εκροές για το περιβάλλον και τις εκροές για ανθρώπινες χρήσεις. Στις εκροές για ανάπτυξη περιλαμβάνονται οι ποσότητες νερού που είναι απαραίτητες για τη βιομηχανία και για άλλες χρήσεις που προάγουν την ανάπτυξη, όπως η γεωργία που χρειάζεται μεγάλες ποσότητες υπογείου νερού για άρδευση. Όσο αφορά το νερό που απαιτείται από το περιβάλλον, αυτό αποτελείται από τις εκφορτίσεις των υπογείων νερών τόσο μέσω πηγών όσο και στη θάλασσα, αλλά και το νερό που απαιτείται για τη διατήρηση της βιοποικιλότητας της περιοχής. Τέλος το νερό για ανθρώπινες χρήσεις, όπως για την προμήθεια νερού για ύδρευση (Foster et al., 2003).

Σε μια ποσοτική διαχείριση αρχικά πρέπει να γίνει αξιολόγηση του διαθέσιμου νερού και η κατανομή του στις διάφορες χρήσεις.

Για κάθε σκοπό του προγράμματος διαχείρισης υπάρχει και ένας στόχος που ελέγχεται από δείκτες και ένα πρωτόκολλο παρακολούθησης, που περιλαμβάνει τη μέθοδο με την οποία γίνεται η παρακολούθηση, η τοποθεσία, η συχνότητα και άλλα χαρακτηριστικά. Το σχέδιο αυτό πρέπει επιπλέον να αναγνωρίζει ότι θα υπάρξουν τροποποιήσεις στο βασικό πλαίσιο ανάλογα με το σύστημα ροής, μεταξύ των διαφορετικών τύπων αλληλεπίδρασης υπόγειων – επιφανειακών υδάτων και ανάλογα με το βαθμό ανάπτυξης του υδροφορέα. Τα δεδομένα που προκύπτουν από την παρακολούθηση του υδροφορέα πρέπει να αξιολογηθούν και να εξεταστεί η επίδοση του, μέσα σε χρονικά περιθώρια μικρότερα από την περίοδο για την οποία θα ισχύει το συγκεκριμένο διαχειριστικό πλάνο. Προτείνεται ότι το πλαίσιο διαχείρισης να διαρκεί τουλάχιστον το διπλάσιο χρόνο από την περίοδο σχεδιασμού και αρχικής παρακολούθησης. Αυτή η αξιολόγηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναθεώρηση της βιώσιμης ποσότητας νερού άντλησης. (Tuinhof et al., 2003)

1.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

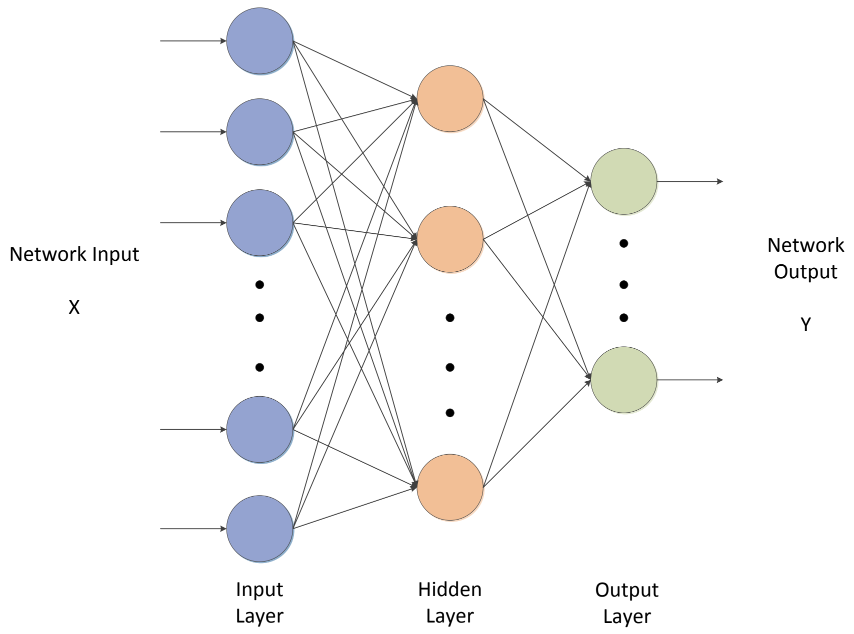
Η ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ξεκίνησε από τους McGulloch και Pitts (1943), οι οποίοι εμπνεύστηκαν από την επιθυμία τους να κατανοήσουν τον ανθρώπινο εγκέφαλο και να μιμηθούν τη λειτουργικότητα του. Τις τελευταίες δεκαετίες αναπτύχθηκαν πιο περίπλοκοι αλγόριθμοι και με την εμφάνιση πιο ισχυρών υπολογιστικών εργαλείων, υπήρξε αύξηση των περιπτώσεων στις οποίες χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά δίκτυα. Η δυνατότητα των νευρωνικών δικτύων να αναγνωρίζουν σχέσεις μεταξύ των στοιχείων εισόδου και εξόδου καθιστά δυνατή την επίλυση περίπλοκων προβλημάτων. Το 1986 οι Rumelhart et al. εισήγαγαν ένα νέο θεωρητικό πλαίσιο με τη σύνταξη του αλγόριθμου όπισθεν διάδοσης σφάλματος (back propagation). Από τότε τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βρίσκουν εφαρμογή σε ποικίλους τομείς όπως στη πληροφορική, στην ηλεκτρολογική μηχανική, και στη ρομποτική (ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, 2000).

Από τη δεκαετία του ’90, χρησιμοποιούνται επιτυχώς σε τομείς που σχετίζονται με την υδρολογία, όπως η πρόβλεψη της παροχής ποταμών (Half et al., 1993, Gupta et al., 1997), της ποιότητας νερών (Maier & Dandy, 1996, Starrett et al., 1996) και η μοντελοποίηση υπόγειων υδάτων (Rogers & Dowla, 1994, Trichakis et al., 2009).

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αρχικά προτάθηκαν ως ένα μαθηματικό μοντέλο προσομοίωσης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η δομή του εγκεφάλου είναι τέτοια ώστε να επιτρέπει την παράλληλη επεξεργασία δεδομένων και τη δυνατότητα συνεχούς μάθησης μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Τα δύο αυτά βασικά χαρακτηριστικά συμβάλλουν στην ικανότητα, αφενός, να εκτελεί δύσκολα καθήκοντα, όπως ταχύτατη αναγνώριση μορφών και ταξινόμηση, αφετέρου, να εξελίσσεται συνεχώς, μαθαίνοντας από το περιβάλλον του κατά την αλληλεπίδρασή του με αυτό.

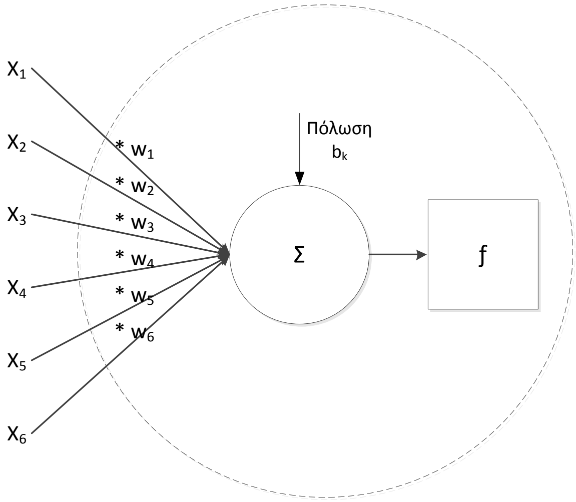
Κατ’ αναλογία με ένα δίκτυο νευρώνων εγκεφάλου, ένα τεχνητό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων που αλληλεπιδρούν, συνδεόμενοι μεταξύ τους με τις λεγόμενες συνάψεις. Ο βαθμός αλληλεπίδρασης είναι διαφορετικός για κάθε ζεύγος νευρώνων και καθορίζεται από τα λεγόμενα συναπτικά βάρη, τα οποία μεταβάλλονται συνεχώς ενδυναμώνοντας ή αποδυναμώνοντας την ισχύ κάθε δεσμού (Haykin, 1999).

Ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο φαίνεται στην Εικόνα 1. Η επεξεργασία των πληροφοριών γίνεται σε διαφορετικά επίπεδα, σε ξεχωριστά στοιχεία τα οποία λέγονται κόμβοι ή νευρώνες.



Εικόνα 1: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Υπάρχουν τρείς τύποι κόμβων, οι κόμβοι εισόδου, οι κόμβοι εξόδου και οι κρυμμένοι κόμβοι. Στους κόμβους εισόδου δεν γίνονται υπολογισμοί, ενώ από τους κόμβους εξόδου προκύπτουν οι τελικές αριθμητικές έξοδοι του δικτύου. Οι υπολογιστικοί κόμβοι αρχικά πολλαπλασιάζουν την είσοδο τους με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος και στη συνέχεια αθροίζουν αυτά τα γινόμενα. Το άθροισμα αυτό εισάγεται ως όρισμα στη συνάρτηση ενεργοποίησης, και η τιμή που προκύπτει είναι η έξοδος του κόμβου για τις τρέχουσες εισόδους και για τα βάρη της δεδομένης στιγμής. Η τιμή αυτή στη συνέχεια είτε τροφοδοτείται στο επόμενο κρυφό επίπεδο, είτε αποτελεί την έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Στην Εικόνα 2 απεικονίζονται οι διεργασίες που γίνονται σε κάθε κόμβο (Haykin, 1999).



Εικόνα 2: Τυπικός κόμβος νευρωνικού δικτύου

Το μοντέλο του νευρώνα (Εικόνα 2) περιλαμβάνει επιπλέον και έναν εξωτερικό παράγοντα τον όρο πόλωσης, ο οποίος συμβολίζεται με b_k. Ο όρος αυτός χρησιμοποιείται για τη μετατόπιση της συνάρτησης ενεργοποίησης ή για να δώσει στο νευρώνα εξόδου ένα βασικό επίπεδο δραστηριότητας.

Μαθηματικά ένας κόμβος k μπορεί να περιγραφεί από τις εξισώσεις 1.1 και 1.2

$$u_k = \sum_{j=1}^{m} w_{kj} x_j \qquad 1.1$$

$$y_k = F(u_k + b_k) \qquad 1.2$$

όπου, x_1, x_2,…,x_m: οι τιμές εισόδου

w_{k1}, w_{k2},…,w_{km}: τα συναπτικά βάρη που συνδέουν τον κόμβο k με τους κόμβους i=1,2,…,m

b_k: η πόλωση του κόμβου k

$F(\cdot)$: η συνάρτηση ενεργοποίησης του κόμβου k

y_k: η τιμή εξόδου

u_k: η γραμμικά συνδυαστική έξοδος του κόμβου k που οφείλεται στις τιμές εισόδου

1.2.1 Τύποι συνάρτησης ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης F(u) ορίζει την έξοδο ενός κόμβου, σε συνάρτηση με την τιμή εισόδου u. Υπάρχουν τρία βασικά είδη συναρτήσεων ενεργοποίησης:

1. Συνάρτηση κατωφλίου

Για αυτό τον τύπο συνάρτησης ισχύει η εξίσωση 1.3

$$F(u) = \begin{cases} 1 & if\ u \geq 0 \\ 0 & if\ u < 0 \end{cases} \tag{1.3}$$

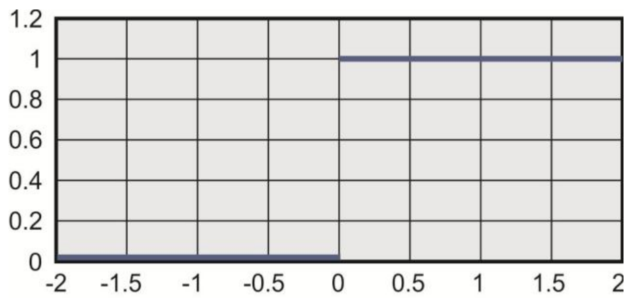
Επομένως η έξοδος κόμβου k στον οποίο εφαρμόζεται τέτοια συνάρτηση θα είναι της μορφής της εξίσωσης 1.4

$$y_k = \begin{cases} 1 & if\ u_k \geq 0 \\ 0 & if\ u_k < 0 \end{cases} \tag{1.4}$$

Όπου για το u_k ισχύει η εξίσωση 1.5

$$u_k = \sum_{j=1}^{m} w_{kj} x_j + b_k \tag{1.5}$$

Η γραφική παράσταση της συνάρτησης κατωφλίου φαίνεται στην Εικόνα 3



Εικόνα 3: Συνάρτηση Κατωφλίου

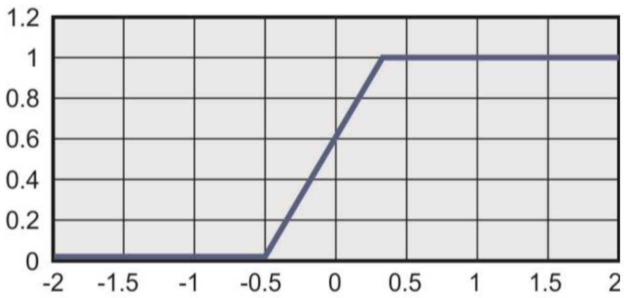
Οι κόμβοι που έχουν τέτοιου είδους συνάρτηση ενεργοποίησης αναφέρονται στην βιβλιογραφία ως μοντέλο των McGulloch – Pitts. Σε αυτό το μοντέλο, η έξοδος του κόμβου παίρνει την τιμή 1 αν η τιμή εισόδου είναι μη αρνητικός αριθμός, ενώ παίρνει την τιμή 0 αν η τιμή εισόδου είναι αρνητική. (Krose & Smagt, 1996)

2. Τμηματικώς γραμμική συνάρτηση

Αυτός ο τύπος συνάρτησης περιγράφεται από την εξίσωση 1.6

$$F(u) = \begin{cases} 1, & u \geq +\frac{1}{2} \\ u + \frac{1}{2}, & +\frac{1}{2} > u > -\frac{1}{2} \\ 0, & u \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \qquad 1.6$$

Η γραφική παράσταση αυτού του τύπου συνάρτησης φαίνεται στην Εικόνα 4. (Krose & Smagt, 1996)



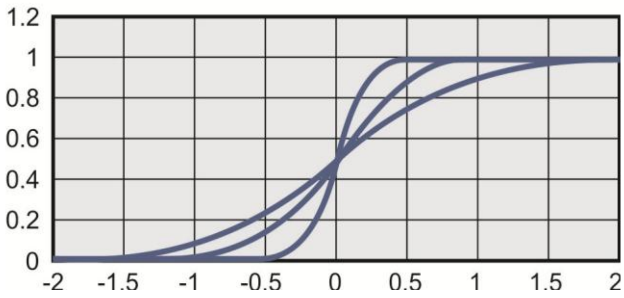
Εικόνα 4: Τμηματικώς γραμμική συνάρτηση

3. Σιγμοειδής συνάρτηση

Η σιγμοειδής συνάρτηση είναι μακράν η πιο συνηθισμένη μορφή συνάρτησης ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται στην κατασκευή τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ορίζεται σαν αυστηρά αύξουσα συνάρτηση, η οποία είναι ομαλή και συνεχής και τείνει ασυμπτωτικά προς τη μονάδα. Ένα παράδειγμα σιγμοειδούς συνάρτησης είναι η λογιστική συνάρτηση, η οποία περιγράφεται από την εξίσωση 1.7

$$F(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}} \qquad 1.7$$

Η παράμετρος a αναφέρεται στην κλίση της καμπύλης, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 5 (Krose & Smagt, 1996). Συγκεκριμένα, όσο μειώνεται η τιμή του a τόσο πιο ομαλή είναι η κλίση της καμπύλης.



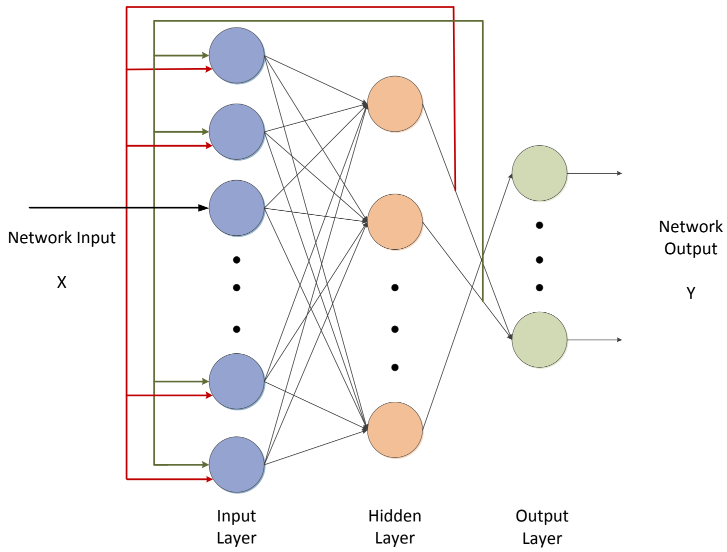
Εικόνα 5: Σιγμοειδής συνάρτηση

1.2.2 Αρχιτεκτονική δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο οι κόμβοι ενός νευρωνικού δικτύου συνδέονται μεταξύ τους είναι στενά συνδεδεμένος με τον αλγόριθμο μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση την κατεύθυνση προς την οποία κινούνται οι πληροφορίες. Υπάρχουν δύο τύποι κατηγοριών τα εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward networks) και τα δίκτυα με ανάδραση (recurrent networks). Σε ένα δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης, οι κόμβοι είναι διατεταγμένοι σε επίπεδα, ξεκινώντας από το πρώτο επίπεδο, το επίπεδο στο οποίο τροφοδοτούνται οι τιμές εισόδου και τελειώνοντας στο τελευταίο επίπεδο, από το οποίο προκύπτουν οι τιμές εξόδου. Μπορούν να υπάρχουν ένα ή παραπάνω κρυμμένα επίπεδα, με έναν ή παραπάνω κόμβους στο κάθε επίπεδο. Η πληροφορία διαδίδεται από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου, ενώ οι κόμβοι του ενός επιπέδου συνδέονται με αυτούς του επομένου, αλλά όχι με αυτούς του ίδιου επιπέδου. Επομένως, η έξοδος ενός κόμβου εξαρτάται από τις τιμές που δέχεται ως είσοδο και από τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη.

Σε ένα δίκτυο με ανάδραση, οι πληροφορίες κινούνται μέσω των κόμβων και προς τις δύο κατευθύνσεις, από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου αλλά και αντίστροφα. Αυτό γίνεται με την ανακύκλωση προηγούμενων τιμών εξόδου από το δίκτυο και τη θεώρηση τους ως δεδομένα εισόδου. Σε κάποιες περιπτώσεις υπάρχει και πλευρική σύνδεση, όταν συνδέονται μεταξύ τους κόμβοι του ίδιου επιπέδου. Ένα τέτοιου είδους δίκτυο φαίνεται στην Εικόνα 6. (Haykin, 1999)



Εικόνα 6: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με Ανάδραση

Ανάλογα με τον αριθμό των επιπέδων που περιέχουν, τα νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται σε δύο τύπους, αυτά που έχουν ένα επίπεδο και αυτά που έχουν περισσότερα.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με ένα επίπεδο είναι η πιο απλή δομή δικτύου, καθώς περιλαμβάνουν μόνο ένα υπολογιστικό επίπεδο. Αποτελούνται μόνο από το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου. Η δεύτερη κατηγορία περιλαμβάνει τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα στα οποία υπάρχουν ένα ή παραπάνω κρυφά επίπεδα. Προσθέτοντας ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα επιτρέπεται στο δίκτυο να καταλήξει σε πιο περίπλοκες σχέσεις, καθώς αποκτά πιο σφαιρική αντίληψη του συστήματος λόγω των περισσοτέρων συναπτικών συνδέσεων που έχει. Αυτή η ιδιότητα είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν το μέγεθος του επιπέδου εισόδου είναι μεγάλο (Haykin, 1999)

1.2.3 Κατηγορίες εκπαίδευσης

Εκπαίδευση είναι η διαδικασία κατά την οποία τα βάρη ενός νευρωνικού δικτύου προσαρμόζονται στη βάση μιας συνεχής διαδικασία προσομοίωσης. Οι κύριες κατηγορίες εκπαίδευσης είναι δύο, η επιβλεπόμενη και η μη επιβλεπόμενη.

Στην επιβλεπόμενη το δίκτυο εκπαιδεύεται με χρήση συγκεκριμένων ζευγών εισόδων – εξόδων από τον χρήστη ή από το σύστημα. Σκοπός είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος, ψάχνοντας μια σειρά βαρών και όρων πόλωσης για τα οποία το νευρωνικό δίκτυο παράγει εξόδους ίδιες ή παρόμοιες με το στόχο που έχει προσδιοριστεί από το ζεύγος εκπαίδευσης.

Στη μη επιβλεπόμενη εκπαίδευση μόνο δεδομένα εισόδου τροφοδοτούνται στο δίκτυο, το οποίο αυτόματα προσαρμόζει τα βάρη του για να ομαδοποιήσει τις παραμέτρους εισόδου σε κατηγορίες με αντίστοιχες ιδιότητες. (Krose & Smagt, 1996)

1.2.4 Μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων

1. Μοντέλο του Perceptron

Το perceptron δημιουργήθηκε με βάση το μοντέλο του μη γραμμικού νευρώνα, από τον Rosenblatt το 1957. Είναι ένα από τα πρώτα μοντέλα που αναπτύχθηκαν, ενώ σήμερα υπάρχουν πολλές διαφορετικές παραλλαγές του. Η πιο απλή μορφή του ονομάζεται στοιχειώδης perceptron, αποτελείται μόνο από έναν νευρώνα και είναι το πιο απλό, αυτοδύναμο σύστημα που υπάρχει και επιτελεί μια ορισμένη διεργασία (Rosenblatt, 1958). Μια αναπαράσταση του μοντέλου αυτού φαίνεται στην Εικόνα 2.

Η τιμή εξόδου από αυτό το δίκτυο είναι συνάρτηση της εισόδου και δίνεται από τη σχέση 1.8

$$y = F\left(\sum_{i=1}^{p} w_i x_i + b\right) \qquad 1.8$$

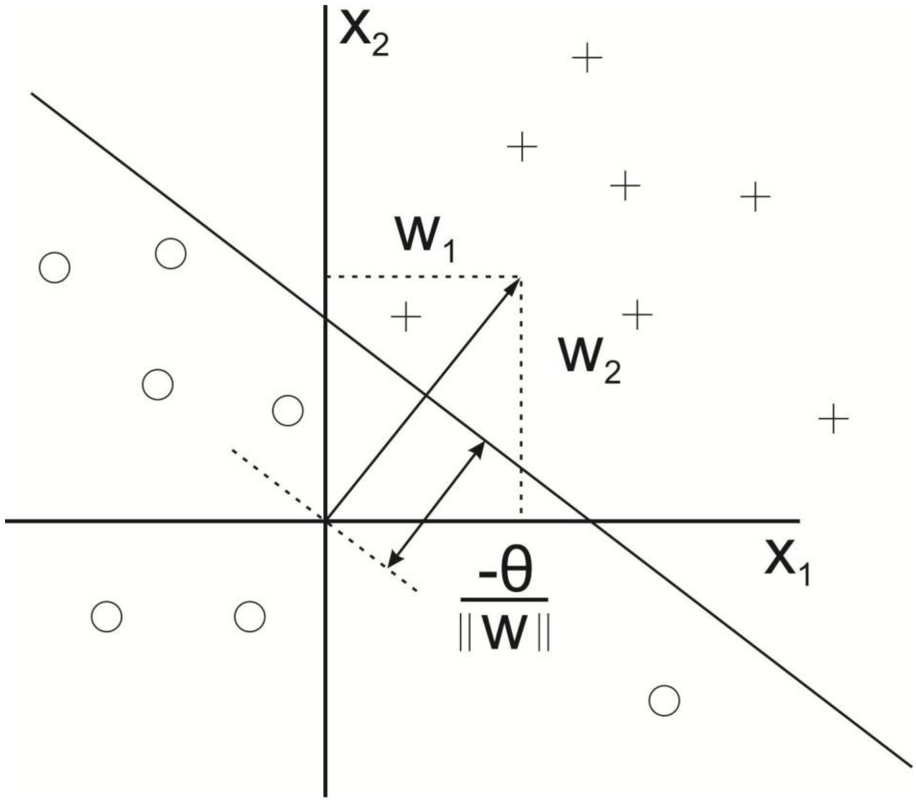
Η συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι γραμμική ή μη γραμμική. Θεωρούμε ότι η F είναι η συνάρτηση κατωφλίου που φαίνεται στην εξίσωση 1.9

$$F(u) = \begin{cases} 1 & if\ u > 0 \\ -1 & if\ u \leq 0 \end{cases} \qquad 1.9$$

Έτσι το δίκτυο μπορεί να ταξινομεί κάθε τιμή εισόδου σε μία από δύο κατηγορίες. Αν η είσοδος είναι θετική, τότε ταξινομείται στην κατηγορία +1, ενώ αν είναι αρνητική, τότε ταξινομείται στην κατηγορία -1. Ο διαχωρισμός των δύο κατηγοριών είναι η ευθεία γραμμή που δίνεται από την εξίσωση 1.10

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + b = 0 \Rightarrow x_2 = -\frac{w_1}{w_2} x_1 - \frac{b}{w_2} \qquad 1.10$$

Η γεωμετρική αναπαράσταση της εξίσωσης 1.10 φαίνεται στην Εικόνα 7. Από αυτή παρατηρούμε ότι η κλίση της ευθείας είναι ίση με το κλάσμα των βαρών, ενώ η πόλωση καθορίζει τη μετατόπιση από την αρχή των αξόνων.



Εικόνα 7: Γεωμετρική αναπαράσταση της διαχωριστικής συνάρτησης και των βαρών

Το δίκτυο εκπαιδεύεται αλλάζοντας τα συναπτικά βάρη και την πόλωση προσθέτοντας σε κάθε τιμή έναν όρο διόρθωσης, όπως φαίνεται και στις σχέσεις 1.11 και 1.12

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \Delta w_i(t) \qquad 1.11$$

$$b(t+1) = b(t) + \Delta b(t) \qquad 1.12$$

Θεωρώντας ότι ένα σύνολο δειγμάτων, που αποτελούνται από το διάνυσμα εισόδου x και την επιθυμητή έξοδο d(x), ο κανόνας εκμάθησης του Perceptron έχει ως εξής:

1. Επιλέγονται τυχαίες τιμές συναπτικών βαρών
2. Επιλέγεται ένα διάνυσμα εισόδου x από το σύνολο εκπαίδευσης
3. Αν $y \neq d(x)$, τροποποίησε όλα τα συναπτικά βάρη w_i
4. Επιστροφή στο βήμα 2

Από τον παραπάνω κανόνα παρατηρείται ότι όταν το δίκτυο απαντήσει σωστά, τα συνοπτικά βάρη σταματούν να τροποποιούνται.

Για την τροποποίηση της συνάρτησης πόλωσης, θεωρείται ότι το b ισούται με το συναπτικό βάρος w_i, μεταξύ του νευρώνα εξόδου και μιας νοητής υποστηρικτικής μονάδας που έχει τιμή ενεργοποίησης x_o=1. Έτσι η πόλωση μεταβάλλεται σύμφωνα με την σχέση 1.13

$$\Delta b = \begin{cases} 0 & \text{αν το perceptron έχει } \textit{ανταποκριθεί} \text{ σωστά} \\ d(x) & \text{αλλιώς} \end{cases} \qquad 1.13$$

Παρόλο που το Perceptron έμοιαζε πολλά υποσχόμενο στην αρχή, εν τέλει αποδείχθηκε ότι δεν μπορούν να εκπαιδευτούν για να αναγνωρίζουν πολλές κατηγορίες προτύπων. Οι Minsky και Papert το 1969 δημοσίευσαν ότι ήταν αδύνατο τέτοιου είδους δίκτυα να λύσουν μια συνάρτηση XOR (Exclusive Or).

Η συνάρτηση XOR είναι μια μη γραμμικώς διαχωρίσιμη συνάρτηση, η οποία δέχεται δύο ορίσματα εισόδου, ενώ προκύπτει μια έξοδος. Αν οι είσοδοι είναι ίδιοι τότε η έξοδος είναι -1, ενώ αντίθετα αν οι είσοδοι είναι διαφορετικοί τότε η έξοδος είναι 1. Τα παραπάνω συνοψίζονται στον ακόλουθο Πίνακα 1:

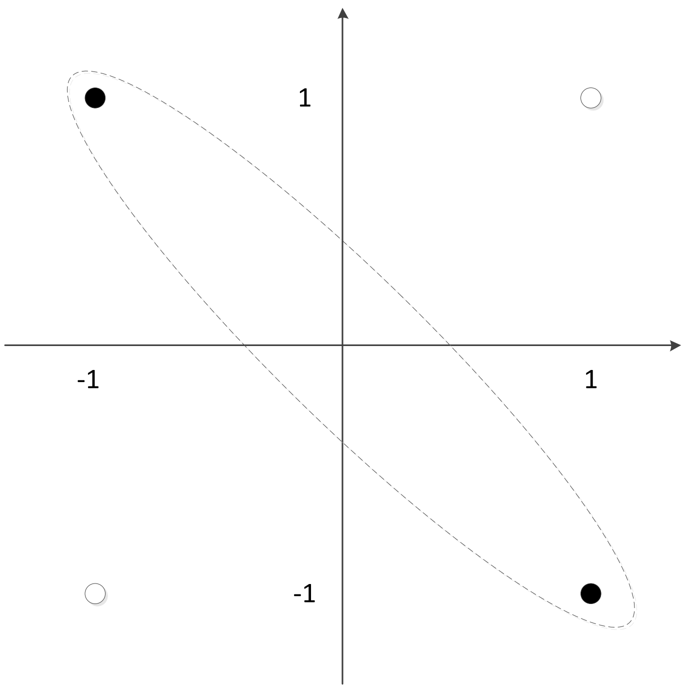
Πίνακας 1: Αναπαράσταση συνάρτησης XOR

1^{o} όρισμα εισόδου x_o	2^{o} όρισμα εισόδου x_1	Έξοδος d
-1	-1	**-1**
-1	1	**1**
1	-1	**1**
1	1	**-1**

Ένα απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με δυο τιμές εισόδου και μια τιμή εξόδου περιγράφεται από την εξίσωση 1.14.

$$s = w_1 x_1 + w_2 x_2 + b \qquad 1.14$$

Σύμφωνα με την εξίσωση 1.8 η έξοδος του Perceptron είναι ίση με 0, όταν το s είναι αρνητικός αριθμός, ενώ είναι ίση με 1 όταν το s είναι θετικό. Στην Εικόνα 8 φαίνεται μια γραφική αναπαράσταση του προβλήματος.



Εικόνα 8: Γεωμετρική αναπαράσταση συνάρτησης XOR

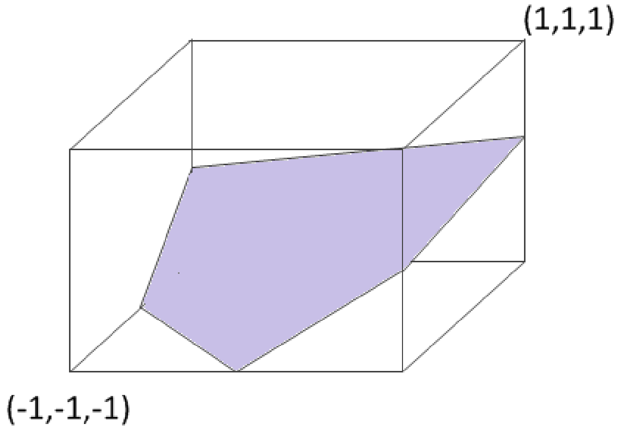
Για ένα σταθερό αριθμό θ, η έξοδος του Percepton είναι ίση με 1 στην μία πλευρά της διαχωριστικής γραμμής, ενώ από την άλλη πλευρά είναι ίση με 0. Η διαχωριστική αυτή γραμμή ορίζεται από την εξίσωση 1.15.

$$x_1 + w_2 x_2 = -b \qquad 1.15$$

Σύμφωνα με τη γεωμετρική αναπαράσταση της ευθείας τα σημεία (-1,-1) και (1,1) δεν μπορούν να διαχωριστούν από τα σημεία (1,-1) και (-1,1) με μια ευθεία γραμμή. Συναρτήσεις σαν την XOR είναι γραμμικά μη διαχωρίσιμες, δηλαδή δεν μπορούν να παρασταθούν με ένα δίκτυο μόνο μιας μονάδας. Αυτό έχει ως συνέπεια ο perceptron να μην μπορεί να αναπαραστήσει την συνάρτηση XOR. (Krose & Smagt, 1996)

Οι Minsky και Papert απέδειξαν τα παραπάνω, αλλά υπέθεσαν ότι και ένα Perceptron με τρία ή περισσότερα επίπεδα θα είχε τα ίδια αποτελέσματα. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να τελματώσει για πολλά χρόνια η έρευνα για τα νευρωνικά δίκτυα, προτού αποδειχθεί ότι ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδοσίας με τρία ή περισσότερα επίπεδα έχει πολύ περισσότερη υπολογιστική ισχύ από ένα Perceptron ενός ή δύο επιπέδων. (Haykin, 1999)

Για να αναπαρασταθεί η συνάρτηση XOR πρέπει να χρησιμοποιηθεί δίκτυο με περισσότερα από δύο επίπεδα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα τέσσερα σημεία εισόδου να βρίσκονται στις κορυφές ενός τετραέδρου που αναπαρίστανται σε τρισδιάστατο χώρο στην Εικόνα 9 που ορίζεται από τις δυο μονάδες εισόδου και την κρυφή μονάδα. Σε αυτή την περίπτωση τα τέσσερα σημεία μπορούν να χωριστούν μέσω ενός υπερεπιπέδου σε δύο ομάδες επιλύοντας έτσι την XOR.

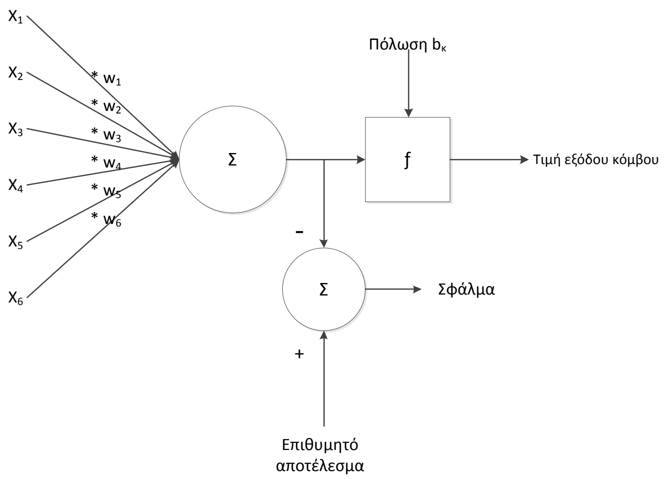


Εικόνα 9: Λύση προβλήματος XOR

2 Δίκτυο Adaline

Το Adaline (Adaptive linear element) είναι μια σημαντική γενίκευση του αλγόριθμου εκπαίδευσης του Perceptron που αναπτύχθηκε από τους Widrow και Hoff, και λειτουργεί χρησιμοποιώντας τον κανόνα των ελαχίστων τετραγώνων ή κανόνα του δέλτα. Η κύρια διαφορά του κανόνα του δέλτα από τον κανόνα εκμάθησης του Perceptron έγκειται στο τρόπο με τον οποίο η έξοδος του συστήματος χρησιμοποιείται στον κανόνα εκμάθησης. Ο κανόνας εκμάθησης του Perceptron χρησιμοποιεί την έξοδο της συνάρτησης κατωφλίου για την διόρθωση των συναπτικών βαρών, ενώ ο κανόνας δέλτα χρησιμοποιεί τη διαφορά της πραγματικής εξόδου από την επιθυμητή. Συγκεκριμένα στον Perceptron κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης τα βάρη ρυθμίζονται σύμφωνα με το άθροισμα των πολλαπλασιασμένων με τα βάρη εισόδων του νευρωνικού δικτύου. Έτσι σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου υπολογίζεται το σφάλμα μεταξύ της επιθυμητής και της προσομοιωμένης τιμής εξόδου. Το σφάλμα αυτό στη συνέχεια πολλαπλασιάζεται με ένα ρυθμό εκμάθησης, έτσι ώστε να υπολογιστεί η συνολική αλλαγή των βαρών, ενώ τέλος προστίθεται στα βάρη η διόρθωση αυτή για να μειωθεί το σφάλμα.

Αντίθετα στον κανόνα του δέλτα χρησιμοποιείται το αποτέλεσμα της αντικειμενικής συνάρτησης για τη ρύθμιση των συναπτικών βαρών. Στην Εικόνα 10 παρουσιάζεται μια απεικόνιση του Adaline. (Haykin, 1999)



Εικόνα 10: Δίκτυο Adaline

1.2.5 Κανόνας του δέλτα

Για ένα δίκτυο ενός επιπέδου με γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, η έξοδος δίνεται από τη σχέση 1.16.

$$y = \sum_{j=1} w_j x_j + b \qquad 1.16$$

Το δίκτυο πρέπει να σχεδιαστεί με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε όταν του δίνονται στην είσοδο τα στοιχεία του p-οστού διανύσματος εισόδου x^p, να προκύπτει ως διάνυσμα εξόδου την επιθυμητή έξοδο d^p. Για κάθε τιμή εισόδου, η πραγματική έξοδος του δικτύου y^p διαφέρει από την επιθυμητή έξοδο d^p κατά (d^p-y^p). Ο κανόνας του δέλτα χρησιμοποιεί μια συνάρτηση σφάλματος που βασίζεται σε αυτή τη διαφορά, για να ρυθμίσει τα συναπτικά βάρη. Έτσι το ολικό σφάλμα δίνεται από την σχέση 1.17.

$$E = \sum_{P} E^P = \frac{1}{2}\sum_{P} (d^p - y^p)^2 \qquad 1.17$$

Ο αλγόριθμος αυτός στη συνέχεια υπολογίζει τις τιμές των συναπτικών βαρών που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση σφάλματος, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της μέγιστης κατάβασης, σύμφωνα με την οποία η μεταβολή των συναπτικών βαρών είναι ανάλογη με την αρνητική παράγωγο της συνάρτησης σφάλματος σε μια συγκεκριμένη σειρά δεδομένων εισόδου, ως προς το αντίστοιχο συναπτικό βάρος, όπως φαίνεται και στην εξίσωση 1.18

$$\Delta_p w_j = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_j} \quad 1.18$$

όπου: γ μια σταθερά αναλογίας που ονομάζεται ρυθμός εκμάθησης.

Η παράγωγος της συνάρτησης σφάλματος σε ένα δεδομένο πρότυπο ως προς το αντίστοιχο συναπτικό βάρος δίνεται από την σχέση 1.19

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_j} = \frac{\partial E^p}{\partial y^p}\frac{\partial y^p}{\partial w_j} \quad 1.19$$

Από την εξίσωση 1.17 προκύπτει η σχέση 1.20

$$\frac{\partial y^p}{\partial w_j} = x_j \quad 1.20$$

Ενώ από την εξίσωση 1.20 προκύπτει η 1.21

$$\frac{\partial E^p}{\partial y^p} = -(d^p - y^p) \quad 1.21$$

Αντικαθιστώντας τις εξισώσεις 1.17-1.21 προκύπτει η εξίσωση 1.22

$$\Delta_p w_j = -\gamma \delta^p x_j \quad 1.22$$

Όπου $\delta^p = d^p - y^p$ είναι η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής τιμής εξόδου για το p-οστό διάνυσμα εισόδου. (Haykin, 1999)

1.2.6 Αλγόριθμος όπισθεν διάδοσης σφάλματος

Όπως προαναφέρθηκε οι Minsky και Papert απέδειξαν ότι ένα δίκτυο πρόσω – τροφοδότησης με περισσότερα από ένα επίπεδα, μπορούν να λύσουν ένα μεγάλο αριθμό προβλημάτων, χωρίς όμως να προσδιορίζουν κάποιο αλγόριθμο εκπαίδευσης για την προσαρμογή των συναπτικών βαρών. (Minsky & Papert, 1969)

Ο αλγόριθμος όπισθεν διάδοσης σφαλμάτων είναι μια γενική μέθοδος για τον υπολογισμό των βαρών ενός δικτύου με πολλά επίπεδα. Στόχος της μεθόδου είναι να εκπαιδευτούν τα βάρη με βάση το σύνολο των τιμών των ζευγών εισόδου – εξόδου, μειώνοντας σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου το σφάλμα στην έξοδο του νευρωνικού δικτύου.

Αρχικά, κάθε διάνυσμα δεδομένων εισόδου διέρχεται από το δίκτυο, από το οποίο προκύπτει μια τιμή εξόδου. Η τιμή εξόδου του δικτύου συγκρίνεται με την επιθυμητή τιμή και προκύπτει ένα σφάλμα, το οποίο δίδεται από την εξίσωση 1.17. Στη συνέχεια αυτό το σφάλμα διαδίδεται προς τα πίσω, δηλαδή από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου, και τα βάρη της κάθε σύνδεση τροποποιούνται σύμφωνα με τη σχέση 1.23

$$\Delta w_{ij}(n) = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(n-1) \qquad 1.23$$

όπου, $\Delta w_{ij}(n)$ και $\Delta w_{ij}(n-1)$ είναι τα βάρη μεταξύ των κόμβων i και j κατά τη n-οστή και (n-1) επανάληψη

ε: ο ρυθμός εκπαίδευσης

α: η ορμή.

Ο συντελεστής ορμής μπορεί να επιταχύνει την εκπαίδευση σε πολύ επίπεδες περιοχές της επιφάνειας του σφάλματος. Ο ρυθμός εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για να μειωθεί η πιθανότητα η διαδικασία εκπαίδευσης να παγιδευτεί σε τοπικό ελάχιστο αντί για ολικό ελάχιστο. (Krose & Smagt, 1996)

1.2.7 Πλεονεκτήματα τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα γενικά αντλούν την υπολογιστική τους ισχύ μέσω της μαζικά παράλληλης κατανεμημένης δομής τους και μέσω της ικανότητάς τους να μαθαίνουν και συνεπώς να γενικεύουν. Η γενίκευση αναφέρεται στην ικανότητα του νευρωνικού δικτύου να παράγει λογικές εξόδους, για κάποιες εισόδους που δεν πήραν μέρος στην εκπαίδευση του. Η χρήση των νευρωνικών δικτύων προσφέρει τις παρακάτω ιδιότητες και δυνατότητες:

1. Μη γραμμικότητα. Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να είναι γραμμικό ή μη γραμμικό. Ένα νευρωνικό δίκτυο, που αποτελείται από τη σύνδεση μη γραμμικών μονάδων-νευρώνων, είναι μη γραμμικό. Η μη γραμμικότητα των νευρωνικών δικτύων είναι μια ιδιότητα μεγάλης σπουδαιότητας, ιδιαιτέρως χρήσιμη στην περίπτωση που ο φυσικός μηχανισμός παραγωγής της τιμής εισόδου είναι μη γραμμικός .

2. Απεικόνιση Εισόδου-Εξόδου. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα περιγραφής αυτής της ιδιότητας είναι η επιβλεπόμενη εκπαίδευση. Στη περίπτωση αυτή γίνεται τροποποίηση των συναπτικών βαρών με εφαρμογή στο νευρωνικό δίκτυο ενός διανύσματος δειγμάτων εκπαίδευσης, καθένα από τα οποία αποτελείται από ένα σήμα εισόδου και την αντίστοιχη επιθυμητή απόκριση. Το δίκτυο παρουσιάζεται με ένα δείγμα επιλεγμένο τυχαία από το σύνολο των δειγμάτων και τα συναπτικά βάρη τροποποιούνται, ώστε να ελαχιστοποιήσουν τη διαφορά μεταξύ επιθυμητής και πραγματικής απόκρισης του δικτύου, που παράχθηκε από το δίκτυο, σε συνδυασμό με ένα στατιστικό κριτήριο. Η εκπαίδευση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά δείγματα του συνόλου δειγμάτων μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, που δεν θα υπάρχουν πλέον σημαντικές διαφορές στα συναπτικά βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει μέσα από τα δείγματα, δημιουργώντας ουσιαστικά μια αντιστοίχιση εισόδων-εξόδων.

3. Προσαρμοστικότητα. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν μια έμφυτη ικανότητα να προσαρμόζουν τα συναπτικά βάρη τους σε μεταβολές του περιβάλλοντος. Πιο συγκεκριμένα, ένα νευρωνικό δίκτυο, που είναι εκπαιδευμένο να λειτουργεί σε ένα συγκεκριμένο περιβάλλον μπορεί εύκολα να επαναεκπαιδευτεί για να αντιμετωπίσει μικρές μεταβολές στις συνθήκες του περιβάλλοντος λειτουργίας του. Επιπρόσθετα σε περίπτωση που το περιβάλλον είναι μη στατικό, το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να σχεδιαστεί, ώστε να αλλάζει τα βάρη του σε πραγματικό χρόνο. Έτσι η φυσική αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου, για αναγνώριση προτύπων, επεξεργασία σημάτων και εφαρμογές αυτομάτου ελέγχου σε συνδυασμό με την προσαρμοστική ικανότητά του, το κάνουν χρήσιμο εργαλείο για προσαρμοστική αναγνώριση προτύπων, προσαρμοστική επεξεργασία σημάτων και προσαρμοστικό έλεγχο.

4. Αποδεικτική Απόκριση. Στο τομέα της ταξινόμησης προτύπων, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί, όχι μόνο για την επιλογή του κατάλληλου προτύπου, αλλά και για την εγκυρότητα της απόφασης. Αυτή η πληροφορία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να απορρίψει διφορούμενα πρότυπα, που μπορεί να προκύψουν, βελτιώνοντας έτσι την απόδοση του συστήματος.

5. Ανθεκτικότητα σε σφάλματα. Ένα νευρωνικό δίκτυο, που έχει υλοποιηθεί σε επίπεδο υλικού, έχει τη δυνατότητα να είναι ανθεκτικό σε λάθη, με την έννοια ότι η απόδοση του θα πέσει σταδιακά σε περίπτωση δυσμενών συνθηκών λειτουργίας.

6. Ικανότητα εφαρμογής σε τεχνολογία πολύ υψηλού επιπέδου ολοκλήρωσης (VLSI Implementability). Η παράλληλη αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου το καθιστά πολύ γρήγορο, σε περιπτώσεις υπολογισμού συγκεκριμένων εφαρμογών. Αυτό το χαρακτηριστικό του το κάνει ιδανικό για υλοποίηση εφαρμογών, με τεχνολογία πολύ υψηλού επιπέδου ολοκλήρωσης συστημάτων.

7. Νευροβιολογική Αναλογία. Η σχεδίαση του νευρωνικού δικτύου παρακινήθηκε από την αναλογία του με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, κάτι που αποτελεί ζωντανή απόδειξη ότι η ανθεκτική σε σφάλματα παράλληλη επεξεργασία δεν είναι μόνο φυσικά πιθανή αλλά και γρήγορη και ισχυρή. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα σαν ένα εργαλείο έρευνας, για εξήγηση των νευροβιολογικών φαινομένων. (Haykin, 1999)

1.2.8 Σύγκριση τεχνητών νευρωνικών δικτύων με αριθμητικά μοντέλα

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην υδρολογία μπορούν να χωριστούν σε τρείς κατηγορίες, τα εμπειρικά, αυτά που βασίζονται στην γεωμορφολογία της περιοχής μελέτης και τα αριθμητικά. Τα εμπειρικά μοντέλα χειρίζονται τα υδρολογικά συστήματα σαν ένα μαύρο κουτί και προσπαθούν να βρουν μια σχέση μεταξύ των δεδομένων εισόδου (βροχόπτωση, θερμοκρασία) και των δεδομένων εξόδου (στάθμη νερού σε πηγάδι, απορροή), τα οποία δεν είναι διαθέσιμα σε όλες τις περιπτώσεις, και κατά συνέπεια τα μοντέλα αυτά δεν είναι εφαρμόσιμα πάντα. Τα μοντέλα που βασίζονται στη γεωμορφολογία της περιοχής μελέτης, χρησιμοποιούν τη δομή της λεκάνης απορροής και το υδρογραφικό δίκτυο καλά, αλλά πρέπει να γίνουν πολλές παραδοχές, σχετικά με τη γραμμικότητα του συστήματος.

Τα αριθμητικά μοντέλα απεικονίζουν τη φυσική κατάσταση του συστήματος (Freeze & Harlan, 1969). Περιλαμβάνουν τη λύση ενός συστήματος διαφορικών εξισώσεων, οι οποίες αποτελούν μια καλή προσέγγιση των διεργασιών ροής. Στα περισσότερα προβλήματα η αριθμητική λύση αναζητείται διακριτοποιώντας το χρόνο και το χώρο. Αυτό υποδηλώνει ότι τέτοιου είδους μοντέλα λειτουργούν καλύτερα όταν τα δεδομένα για τα φυσικά χαρακτηριστικά της περιοχής μελέτης είναι διαθέσιμα σε σημεία αντίστοιχα με τους κόμβους του μοντέλου. Αυτά τα δεδομένα σπάνια είναι διαθέσιμα, ακόμα και σε περιοχές που χρησιμοποιούνται για έρευνα και έχουν μελετηθεί διεξοδικά. Το πρόβλημα της χωρικής μεταβλητότητας και της ακριβούς αναπαράστασης της περιοχής μελέτης οδήγησε στην ανάπτυξη των στοχαστικών μοντέλων. Αυτού του είδους τα μοντέλα, όμως, έχουν αυξημένες απαιτήσεις για τον υπολογισμό κάποιων παραμέτρων. Ακόμα και με τις σημερινές υπολογιστικές ικανότητες, η αναπαράσταση της περιοχής μελέτης με ένα αριθμητικό μοντέλο, είναι ακόμα και στη καλύτερη περίπτωση μια προσέγγιση. Τα μοντέλα αυτά είναι θεωρητικά εφαρμόσιμα και σε περιοχές για τις οποίες δεν υπάρχουν πολλά δεδομένα, αλλά στην πράξη χρειάζονται ιστορικά δεδομένα για τη βαθμονόμηση τους. Μηχανικοί και υδρολόγοι συνεχίζουν να χρησιμοποιούν αριθμητικά μοντέλα για να μοντελοποιήσουν και να προβλέψουν περίπλοκες συμπεριφορές διάφορων συστημάτων ροής, με επιτυχία.(ASCE committee of application of artificial neural networks in hydrology, 2000)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα περιλαμβάνονται στην κατηγορία των εμπειρικών μοντέλων. Η διαδικασία επιλογής μοντέλου είναι αντίστοιχη με την επιλογή αρχιτεκτονικής του δικτύου, ενώ η βαθμονόμηση αντίστοιχη της εκπαίδευσης του δικτύου. Από πολλές απόψεις τα νευρωνικά δίκτυα είναι αντίστοιχα των κλασσικών μοντέλων στην υδρολογία, δεν απαιτούν όμως τον προσδιορισμό μαθηματικών σχέσεων. Επιπλέον τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι πιο ευπροσάρμοστα καθώς μπορεί να επιλεγεί ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και των κόμβων που αντιστοιχούν σε κάθε επίπεδο. Η δομή των νευρωνικών δικτύων επιτρέπει στην πληροφορία να διαδοθεί μέσω διάφορων διαδρομών ταυτόχρονα. Το μεγάλο πλεονέκτημα τους είναι η δυνατότητα περιγραφής περίπλοκων συστημάτων με πολύ μικρότερο υπολογιστικό φόρτο σε σχέση με τα αναλυτικά μοντέλα προσομοίωσης.

1.2.9 Εφαρμογές στην Υδρολογία

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως σήμερα στον τομέα της υδρολογίας, τόσο σε επιφανειακά όσο και σε υπόγεια ύδατα, λόγω της ιδιότητας τους να περιγράφουν μη γραμμικές σχέσεις (Rogers & Dowla, 1994, Hsu et al., 1995). Ολοκληρωμένη αξιολόγηση των εφαρμογών των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στην υδρολογία έχει γίνει επίσης από τους Maier και Dandy (2000). Οι Lin και Chen (2005a, 2005b, 2006) χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να προσδιορίσουν τις παραμέτρους του υδροφορέα και εξέτασαν την αποδοτικότητα των δικτύων με οπίσθια διάδοση σφάλματος και των δικτύων ακτινικής συνάρτησης βάσης. Οι Maier και Dandy (1996) παρουσίασαν μια μέθοδο που χρησιμοποιεί τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για τη πρόβλεψη της αλατότητας στους υδατικούς πόρους. Τα μοντέλα αυτά είναι πολύ ευέλικτα και αποτελεσματικά και μπορούν να προσδιορίσουν με επιτυχία διαδικασίες βροχόπτωσης – απορροής (Shamseldin, 1997, Lin et al., 2009a, Lin et al., 2009b, Lin & Chen, 2008 και Lin & Wu, 2009).

Πολλές εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων αναφέρονται στην πρόβλεψη της στάθμης του νερού σε συγκεκριμένα πηγάδια, χρησιμοποιώντας διάφορες μετρούμενες τιμές π.χ. θερμοκρασία, βροχόπτωση, στάθμη νερού σε γειτονικά πηγάδια (Lallahem et al., 2005, Nayak et al, 2006, Coppola et al., 2005a). Τέλος, η μέθοδος αυτή έχει χρησιμοποιηθεί και για την πρόβλεψη υδραυλικών υψών σε καρστικούς υδροφορείς (Trichakis et al., 2009, Trichakis et al., 2011).

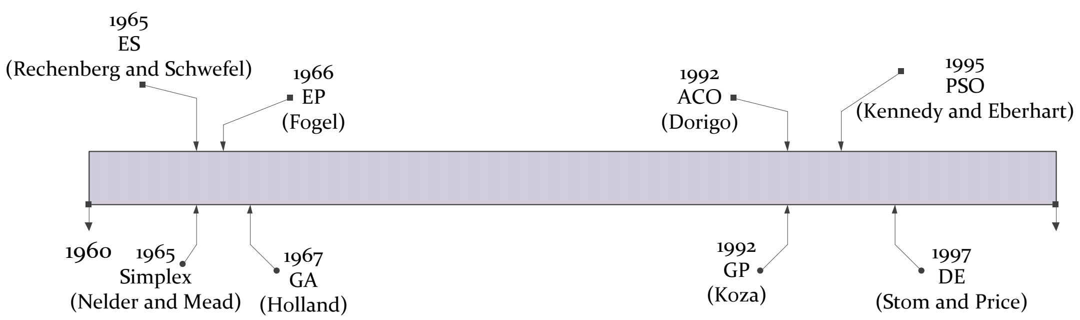
1.3 Βελτιστοποίηση

Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης χωρίζονται σε δύο κατηγορίες τους γραμμικούς και τους μη γραμμικούς. Ο πιο διαδεδομένος γραμμικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης είναι η μέθοδος Simplex, ενώ στους μη γραμμικούς αλγορίθμους υπάρχει περαιτέρω διαχωρισμός σε κλασσικούς και εξελικτικούς.

Η μέθοδος Simplex είναι η ευρύτερα διαδεδομένη μέθοδος για την αντιμετώπιση γραμμικών προβλημάτων, η οποία μπορεί να λύσει πρακτικά κάθε πρόβλημα. Αντίθετα, για τα μη γραμμικά προβλήματα δεν έχει αναπτυχθεί κάποια ιδιαίτερα ευρεία μέθοδος που να εφαρμόζεται σε κάθε περίπτωση. Από το πλήθος των αλγορίθμων που έχουν αναπτυχθεί, υπάρχει σαφής διακριτότητα ως προς το είδος και τη μορφή των προβλημάτων που καθένας μπορεί να λύσει ικανοποιητικά. Η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου πρέπει να γίνει αφού μελετηθεί σε βάθος η δομή του εκάστοτε προβλήματος. Η έρευνα για την ανάπτυξη νέων μεθόδων αλλά και για τη βελτίωση των υπαρχόντων βρίσκεται σε πλήρη εξέλιξη.

Ένας από τους κλασσικούς μη γραμμικούς αλγορίθμους είναι η μέθοδος των συζυγών κλίσεων (conjugate gradient), ενώ στην περίπτωση των εξελικτικών αλγορίθμων περιλαμβάνονται οι γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms – GAs), οι διαφορικοί εξελικτικοί (differential evolution – DE) και οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης με χρήση σμήνους σωματιδίων (particle swarm optimization – PSO).

Στην Εικόνα 11 φαίνεται η εξέλιξη κάποιων αλγορίθμων βελτιστοποίησης, που είτε αναφέρθηκαν είτε θα σχολιαστούν στην συνέχεια.



Εικόνα 11: Εξέλιξη αλγορίθμων βελτιστοποίησης

1.3.1 Γραμμικές μέθοδοι

Η μέθοδος Simplex αποτελεί μέχρι και σήμερα το σημαντικότερο επιστημονικό εργαλείο γραμμικού προγραμματισμού. Πρόκειται για μια ταχεία και αποτελεσματική μέθοδο προσδιορισμού της βέλτιστης λύσης ενός γραμμικού προβλήματος. Ανακαλύφθηκε το 1947 από τον Dantzig, ενώ η φιλοσοφία του είναι σχετικά απλή. Πρόκειται για μια αναζήτηση στις κορυφές ενός υπερπολύεδρου A των λύσεων του γραμμικού προβλήματος βελτιώνοντας σε κάθε βήμα την τιμή της αντικειμενικής του συνάρτησης. Επειδή το υπερπολύεδρο A είναι ένα κυρτό σύνολο, αυτή η αναζήτηση θα σταματήσει σε μια κορυφή πέραν της οποίας δεν υπάρχει βελτίωση, δηλαδή σε μια βέλτιστη λύση.

Ένα simplex δύο διαστάσεων ξεκινά με τρεις παρατηρήσεις με τρία διαφορετικά ζεύγη παραμέτρων (x_1,x_2). Οι τρεις παρατηρήσεις ορίζουν τις τρείς κορυφές ενός τριγώνου που αποτελεί το 1^o simplex. Στο τρισδιάστατο χώρο απαιτούνται τέσσερις αρχικές τριάδες παραμέτρων, που αντίστοιχα ορίζουν τέσσερα σημεία στο χώρο και επομένως το simplex θα είναι τετράεδρο.

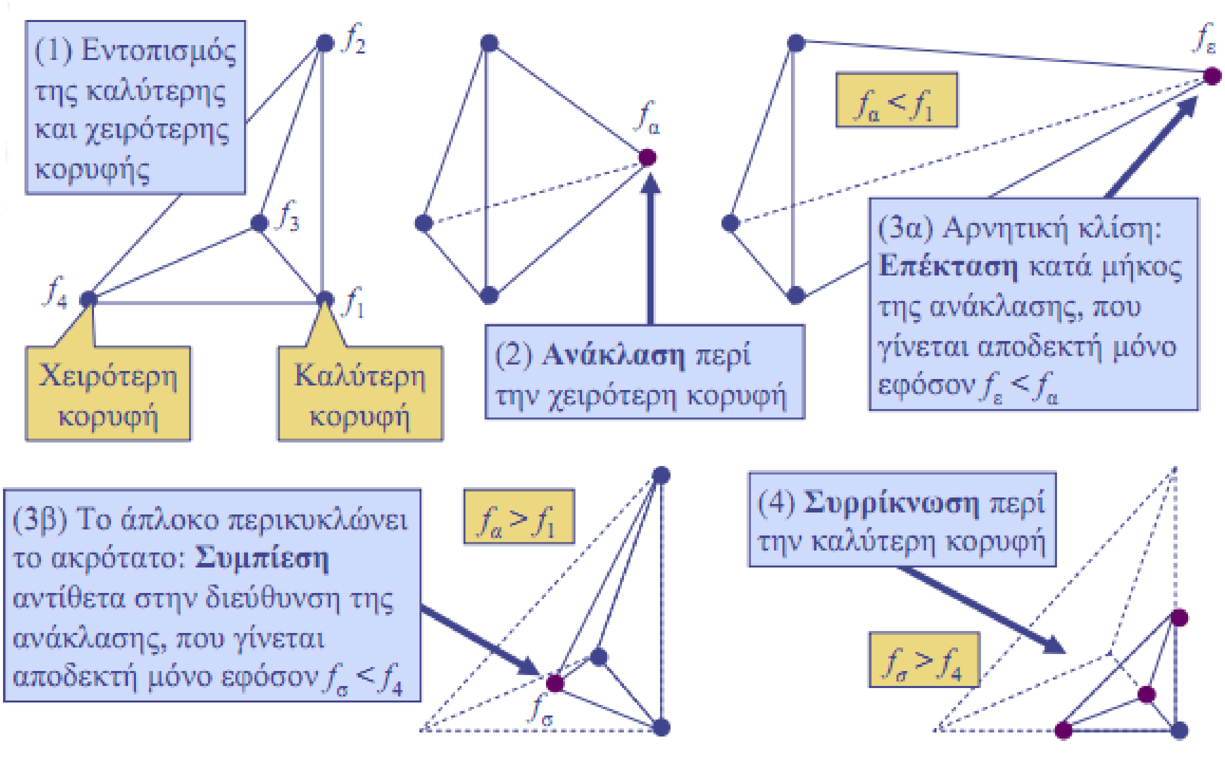
Στο δισδιάστατο simplex μετά τη μέτρηση της απόκρισης κάθε παρατήρησης τα τρία σημεία κατατάσσονται ως εξής: B (best) το σημείο με την καλύτερη απόκριση (RB), NB (next to best) το σημείο με την αμέσως καλύτερη απόκριση (RNB) και W (worst) το σημείο με τη χειρότερη απόκριση (RW). Ο αλγόριθμος στη συνέχεια θα προτείνει ένα επόμενο σημείο, δηλαδή τις επόμενες πειραματικές συνθήκες που θα πρέπει να δοκιμαστούν. Το νέο σημείο θα υποδειχθεί με μια από τις ακόλουθες διαδικασίες: Ανάκλαση (reflection, R), επέκταση (extension, E) και σύμπτυξη (contraction, C). Οι ίδιες διαδικασίες πραγματοποιούνται και στο γενικό simplex n-διαστάσεων. (Luenberger & Ye, 2008)

Συνοπτικά ο αλγόριθμος simplex ακολουθεί τα εξής βήματα:

1. Υπολογίζεται η θέση του κεντροειδούς CEN στο ενδιάμεσο των σημείων B και NB
2. Πραγματοποιείται ανάκλαση του χειρότερου σημείου W ως προς το CEN και μετράται η απόκριση του νέου σημείου R
3. Εάν το R βρίσκεται μέσα στην εξεταζόμενη περιοχή και η απόκριση του RR είναι καλύτερη από του RW, τότε σχηματίζεται ένα νέο simplex με αντικατάσταση του W με το σημείο R. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται από το βήμα 1 με το νέο simplex
4. Εάν η απόκριση του RR είναι καλύτερη από το RB, αυτό αποτελεί ένδειξη ότι η κίνηση γίνεται προς την σωστή κατεύθυνση και δοκιμάζεται επέκταση προς το σημείο E, που θα απέχει δύο φορές περισσότερο από το CEN από ότι το R

5. Εάν το E βρίσκεται μέσα στην εξεταζόμενη περιοχή και η απόκριση του RE είναι καλύτερη από εκείνη του RR τότε το W αντικαθίσταται από το E, εάν όχι αντικαθίσταται από το R. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται από το βήμα 1 με το νέο simplex.
6. Εάν η αρχική ανάκλαση αποτύχει, δηλαδή αν το R βρίσκεται εκτός της εξεταζόμενης περιοχής ή η απόκριση του RR είναι χειρότερη από της RW, τότε πραγματοποιείται σύμπτυξη προς το σημείο C. Το C βρίσκεται ενδιάμεσα των W και CEN. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται από το βήμα 1 με το νέο simplex

Στην Εικόνα 12 φαίνονται οι διαδικασίες που αναλύθηκαν. Οι επαναλήψεις του κύκλου τερματίζονται όταν δεν παρατηρείται σημαντική βελτίωση κατά τις κινήσεις του simplex ή όταν οι προτεινόμενες μετακινήσεις είναι αμελητέες. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι αν υπάρχουν τοπικά ακρότατα μέσα στην περιοχή αναζήτησης, υπάρχει ενδεχόμενο ο αλγόριθμος να αποτύχει και να οδηγήσει σε ένα τοπικό και όχι στο ολικό ακρότατο. (Luenberger & Ye, 2008)



Εικόνα 12: Βελτιστοποίηση με Simplex

1.3.2 Μη Γραμμικές μέθοδοι

Μέθοδος συζυγών κλίσεων (conjugate gradient)

Πρόκειται για μια οικογένεια αλγορίθμων, οι οποίοι σε κάθε βήμα εκτελούν τοπική αναζήτηση προσπαθώντας να βρουν τη βέλτιστη τιμή αλλά και τη βέλτιστη κατεύθυνση μεταβολής. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για να βρει το ελάχιστο σημείο μιας τετραγωνικής μορφής, αλλά και για να ελαχιστοποιήσει κάποια συνεχή εξίσωση η οποία θα έχει παράγωγο. (Fletcher & Reeves, 1964)

Στη μέθοδο των συζυγών κλίσεων η πορεία επιταχύνεται, αφού η νέα διεύθυνση προκύπτει ως γραμμικός συνδυασμός των κλίσεων στο τρέχον και το προηγούμενο σημείο, με βάση τη σχέση 1.24.

$$x^{[k+1]} = x^{[k]} - \beta^{[k]}\left[\nabla f\left(x^{[k]}\right) + \gamma^{[k]}\nabla f\left(x^{[k-1]}\right)\right] \qquad 1.24$$

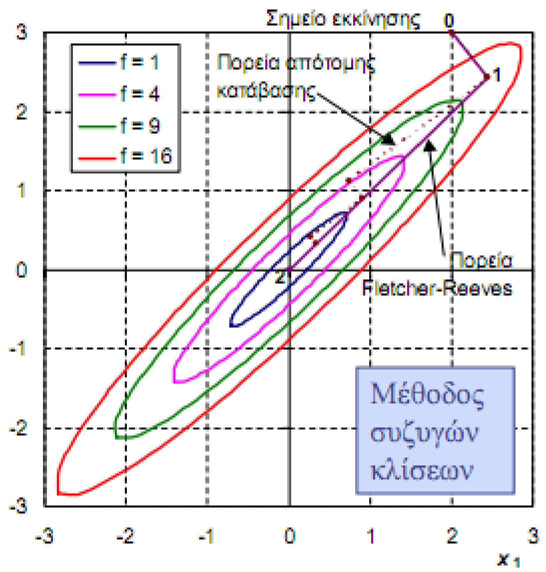
όπου, $\gamma^{[k]} = \left\|\nabla f\left(x^{[k]}\right)\right\|^2 / \left\|\nabla f\left(x^{[k-1]}\right)\right\|^2$

$\beta^{[k]}$: παράμετρος που προσδιορίζεται με τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται η έκφραση $g\left(\beta^{[\kappa]}\right) = f\left(x^{[k+1]}\right)$

Έτσι οι κατευθύνσεις δεν προσδιορίζονται εκ των προτέρων, αλλά καθορίζονται διαδοχικά σε κάθε βήμα της επανάληψης. Στο βήμα k αξιολογείται το τρέχον διάνυσμα αρνητικών κλίσεων και προστίθεται σε ένα συνδυασμό των προηγούμενων διανυσμάτων κατεύθυνσης για να αποκτηθεί ένα νέο συζευγμένο διάνυσμα κατεύθυνσης, κατά μήκος του οποίου θα κινηθεί.

Υπάρχουν τρία βασικά πλεονεκτήματα σε αυτή τη μέθοδο επιλογής κατεύθυνσης. Αρχικά, εάν η λύση επιτυγχάνεται σε λιγότερο από *n* βήματα, η κλίση είναι πάντα διαφορετική από το μηδέν και ανεξάρτητη από όλα τα προηγούμενα διανύσματα κατεύθυνσης. Εάν η λύση επιτυγχάνεται πριν πραγματοποιηθούν *n* βήματα, η κλίση μηδενίζεται και η διαδικασία τερματίζεται. Δεύτερον, ένα πολύ σημαντικό πλεονέκτημα της μεθόδου είναι η ιδιαίτερα απλή μέθοδος που χρησιμοποιεί για τον προσδιορισμό του νέου διανύσματος κατεύθυνσης. Τέλος, καθώς οι κατευθύνσεις βασίζονται στη κλίση, η διαδικασία κινείται προς τη λύση με μεγάλη ταχύτητα σε κάθε βήμα. (Luenberger & Ye, 2008).

Στην Εικόνα 13 φαίνεται η πορεία της καλύτερης λύσης στην μέθοδο συζυγών κλίσεων.



Εικόνα 13: Μέθοδος συζυγών κλίσεων

Εξελικτικοί αλγόριθμοι

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε πολλούς τομείς, συμπεριλαμβανομένης της βελτιστοποίησης, της επιχειρησιακής έρευνας, της βιοπληροφορικής και των κοινωνικών συστημάτων. Σε πολλές περιπτώσεις η μαθηματική σχέση που περιγράφει ένα πρόβλημα δεν είναι γνωστή και οι τιμές μερικών παραμέτρων μπορούν να προσδιοριστούν από προσομοιώσεις. Σε σύγκριση με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης, ένα σημαντικό πλεονέκτημα των εξελικτικών αλγορίθμων είναι ότι μπορούν να αντιμετωπίσουν συνδυασμούς εξισώσεων. Μερικά άλλα πλεονεκτήματα του είναι:

- Είναι σχετικά απλοί στην κατανόηση τους. Η διαδικασία που ακολουθούν είναι αυτή που φαίνεται στην εξίσωση 1.25

$$x[t+1] = s\big(v(x[t])\big) \qquad 1.25$$

όπου, x[t]: ο πληθυσμός την χρονική στιγμή t

v: μια τυχαία επιλογή operator

s: τελεστής επιλογής

- Δεν απαιτούν περιορισμούς στις συναρτήσεις που επεξεργάζονται, σε αντίθεση με άλλες αριθμητικές μεθόδους, που μπορεί να εφαρμόζονται μόνο για συνεχείς τιμές ή να περιορίζονται με άλλο τρόπο.
- Προσφέρει ένα πλαίσιο λειτουργίας, έτσι ώστε να είναι σχετικά απλό να ενσωματωθεί η προηγούμενη γνώση του προβλήματος. Η ενσωμάτωση αυτών των πληροφοριών εστιάζει την εξελικτική αναζήτηση, παρέχοντας μια πιο αποτελεσματική εξερεύνηση του χώρου των πιθανών λύσεων.
- Μπορεί να συνδυαστεί με πιο κλασσικές μεθόδους βελτιστοποίησης. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει μια απλή περίπτωση όπως η χρήση της κλίσης ελαχιστοποίησης μετά από την βασική έρευνα ενός εξελικτικού αλγόριθμου, ή μπορεί να περιλαμβάνει την ταυτόχρονη εφαρμογή και άλλων αλγορίθμων.
- Επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση. Μπορούν να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα των παράλληλων μηχανών, αφού λόγω της φύσης τους, εύκολα μπορούν να δεχθούν παράλληλη υλοποίηση. Το χαρακτηριστικό αυτό αυξάνει ακόμα περισσότερο την απόδοση τους, ενώ σπάνια συναντάται σε άλλες μεθόδους.
- Οι παραδοσιακές μέθοδοι βελτιστοποίησης δεν είναι αξιόπιστες σε δυναμικές αλλαγές στο περιβάλλον του προβλήματος και σε πολλές περιπτώσεις απαιτείται η επανεκκίνηση του αλγορίθμου για να βρεθεί κάποια λύση. Σε αντίθεση, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσαρμογή λύσεων σε μεταβαλλόμενες συνθήκες.
- Είναι δυνατόν να αντιμετωπίσουν προβλήματα για τα οποία δεν υπάρχει ανεπτυγμένη ανθρώπινη γνώση. Αν και η γνώση θα χρησιμοποιηθεί σε περίπτωση που είναι διαθέσιμη, συχνά αποδεικνύεται ότι δεν είναι επαρκής για την αυτοματοποίηση ρουτινών για την λύση προβλημάτων.

Παρόλα αυτά υπάρχουν και κάποια μειονεκτήματα στους εξελικτικούς αλγόριθμους, όπως:

- Δεν είναι σίγουρη η εύρεση βέλτιστης λύσης μέσα σε πεπερασμένο χρόνο

- Έχουν αδύναμη θεωρητική βάση
- Μπορεί να χρειαστεί ρύθμιση κάποιων παραμέτρων
- Είναι υπολογιστικά δαπανηροί (AL-Salami, 2009)

Στους εξελικτικούς αλγόριθμους αρχικά ορίζεται ένας συγκεκριμένος πληθυσμός ατόμων – λύσεων, ο οποίος αποτελεί την αρχική γενιά. Σκοπός είναι σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου να εξελίσσονται οι λύσεις αυτές, σύμφωνα με κανόνες επιλογής και τελεστών. Κάθε σημείο του πληθυσμού αντιπροσωπεύει ένα σημείο του συνόλου των πιθανών λύσεων ενός συγκεκριμένου προβλήματος και περιέχει γνώση για τους κανόνες του περιβάλλοντος. Σε κάθε άτομο του πληθυσμού αντιστοιχεί ένα μέτρο της ποιότητας που διαθέτει το συγκεκριμένο περιβάλλον του προβλήματος το οποίο αντιμετωπίζεται και κωδικοποιείται μέσω μίας αντικειμενικής συνάρτησης, που έχει οριστεί από τον χρήστη (fitness function). Κατά την επιλογή, η προσοχή εστιάζεται σε άτομα υψηλής ποιότητας, αξιοποιώντας τη διαθέσιμη πληροφορία μέσω της ποιότητας των ατόμων. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι έχουν την ιδιότητα να εξερευνούν διαφορετικές περιοχές του χώρου ταυτόχρονα. Για να γίνει αυτό πρέπει να είναι σε θέση να εκμεταλλευτούν όλες τις πληροφορίες που έχει κάθε λύση ξεχωριστά. Το πρώτο στάδιο των εξελικτικών αλγορίθμων είναι η αρχικοποίηση με τυχαίες τιμές. Στη συνέχεια τα άτομα εξελίσσονται προς διαδοχικά καλύτερες περιοχές του χώρου αναζήτησης μέσω των διαδικασιών που προαναφέρθηκαν. Το περιβάλλον αποδίδει πληροφορίες σχετικά με την ποιότητα των νέων σημείων αναζήτησης και η διαδικασία επιλογής ευνοεί τα άτομα με την καλύτερη ποιότητα. (Xingie & Mitsuo, 2010).

Υποκατηγορίες των εξελικτικών αλγορίθμων περιλαμβάνουν:

- Εξελικτικό προγραμματισμό
- Εξελικτικές στρατηγικές
- Γενετικούς αλγόριθμους
- Γενετικό προγραμματισμό
- Νοημοσύνη Σμηνών

Όλες οι παραπάνω κατηγορίες έχουν κοινή εννοιολογική βάση καθώς χρησιμοποιούν διαδικασίες όπως η επιλογή (selection), η μετάλλαξη (mutation) και η διασταύρωση (crossover). Οι διεργασίες που χρησιμοποιούνται σε κάθε είδος αλγορίθμου φαίνονται στον Πίνακας 2 (AL-Salami, 2009).

Πίνακας 2: Είδη Εξελικτικών Αλγορίθμων

	Τύπος αλγορίθμου	Εμπνευστής	Διαδικασία
Γενετικοί αλγόριθμοι	Γονοτυπικός	Holland, 1975	Κυρίως Διασταύρωση
Εξελικτικές στρατηγικές	Φαινοτυπικός	Rechenberg, 1973	Κυρίως Μετάλλαξη
Εξελικτικός προγραμματισμός	Φαινοτυπικός	Fogel et al. , 1966	Μόνο Μετάλλαξη
Γενετικός προγραμματισμός	Φαινοτυπικός	Koza,1992	Κυρίως Διασταύρωση
Νοημοσύνη σμηνών	Φαινοτυπικός	Beni & Wang, 1989	Αλληλεπίδραση μεταξύ των ατόμων

Γενετικός αλγόριθμος (Genetic algorithm – GA)

Η ανάπτυξη των γενετικών αλγορίθμων ξεκίνησε από τους Holland et al. το 1960. Ο τρόπος που παράγουν λύσεις είναι παρεμφερής με τον τρόπο που τα κύτταρα των ζωντανών οργανισμών αναπαράγονται και μεταλλάσσονται.

Σε έναν απλό γενετικό αλγόριθμο χρειάζεται μεγάλος αριθμός ατόμων στον πληθυσμό. Κάθε άτομο έχει δύο ιδιότητες, την θέση του (chromosome) και την ποιότητα του. Αφού υπολογιστεί η ποιότητα όλων των ατόμων του πληθυσμού χρησιμοποιούμε μια διαδικασία επιλογής για να δημιουργηθεί μια δεξαμενή ζευγαρώματος. Τα άτομα με καλύτερη ποιότητα πρέπει να έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να επιλέγουν στην δεξαμενή ζευγαρώματος, έτσι ώστε να έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να αναπαραχθούν σε σχέση με αυτά που έχουν χειρότερη ποιότητα. Τα άτομα που βρίσκονται στην δεξαμενή ζευγαρώματος ονομάζονται γονείς και επιλέγονται τυχαία για να παράγουν δύο απογόνους. Κάθε απόγονος μπορεί να υποστεί μικρές αλλαγές για να παραχθεί το καινούργιο άτομο. Στη συνέχεια ο νέος πληθυσμός αντικαθιστά τους γονείς και έτσι ξεκινά μια νέα γενιά. Η σχέση μεταξύ των εννοιών και των διαδικασιών που περιγράφηκαν παραπάνω με τη θεωρία του Δαρβίνου για τη φυσική επιλογή είναι:

- Επιλογή → Επιβίωση του ισχυρότερου
- Δύο γονείς γεννούν δύο απογόνους → Διασταύρωση ή Ανασυνδυασμός
- Μικρές διαφορές στη θέση του απογόνου → Μετάλλαξη

Ένα καλό άτομο έχει μεγαλύτερη πιθανότητα να επιλέγει από τη δεξαμενή ζευγαρώματος, οπότε έχει και περισσότερες πιθανότητες να αναπαραχθεί από ότι ένα άτομο κακής ποιότητας. Τότε, η πληροφορία που περιέχεται στο καλό άτομο θα διαφυλαχθεί και θα περάσει στην επόμενη γενιά. Η ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ των δύο γονέων και η μικρή διαφοροποίηση των απογόνων προωθούν την αναζήτηση για καλύτερα άτομα. Έτσι ο πληθυσμός θα γίνεται όλο και καλύτερος μέχρι να βρεθεί μια βέλτιστή ή σχεδόν βέλτιστη λύση. Η διαδικασία που ακολουθείται φαίνεται στον Πίνακα 3. (Xingie & Mitsuo, 2010)

Πίνακας 3: Βήματα εκτέλεσης γενετικού αλγορίθμου

1η Βήμα	**Αρχικοποίηση τιμών**
Βήμα 1.1	Προσδιορισμός παραμέτρων όπως: μέγεθος πληθυσμού (popsize), μέγιστος αριθμός γενεών (maxgen), πιθανότητα διασταύρωσης (p_c), πιθανότητα μετάλλαξης (p_m).
Βήμα 1.2	Τυχαία παραγωγή ομοιόμορφου κατανεμημένου αρχικού πληθυσμού, αξιολόγηση της αντικειμενικής τους συνάρτησης, gen=0
2ο Βήμα	**Κύριος Βρόγχος, επανάληψη μέχρι gen>maxgen**
Βήμα 2.1	Επιλογή ατόμων από τον τρέχοντα πληθυσμό για την κατασκευή της δεξαμενής ζευγαρώματος
Βήμα 2.2	Επιλογή δύο τυχαίων ατόμων από τη δεξαμενή ζευγαρώματος για να γίνει είτε διασταύρωση, είτε μετάλλαξη. Εισαγωγή του νέου ατόμου στο νέο πληθυσμό
Βήμα 2.3	Αξιολόγηση του αποτελέσματος της αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε νέο άτομο του νέου πληθυσμού
Βήμα 2.4	Αντικατάσταση του παλιού πληθυσμού με το νέο, gen=gen+1
3ο Βήμα	**Παρουσίαση των τελικών ατόμων ως αποτέλεσμα του GA**

Εξελικτικές στρατηγικές (Evolutionary Strategies – ES)

Οι εξελικτικές στρατηγικές είναι και αυτές αλγόριθμοι που μιμούνται της αρχές της φυσικής εξέλιξης για τη λύση προβλημάτων βελτιστοποίησης. Αναπτύχθηκαν στη Γερμανία κατά τη δεκαετία του 1960. Η διαφορά τους με τους γενετικούς αλγόριθμους είναι ότι χρησιμοποιούν κυρίως την διαδικασία της μετάλλαξης. Συγκεκριμένα, υπάρχουν δύο κανόνες κατά την εφαρμογή τους, πρώτον όλες οι μεταβλητές αλλάζουν τιμές σε κάθε επανάληψη (είτε ελάχιστα, είτε τυχαία) και δεύτερον αν το σύνολο των καινούργιων τιμών των μεταβλητών είναι καλύτερο από το προηγούμενο, παραμένει, ενώ εάν είναι χειρότερο ο αλγόριθμος γυρίζει στις προηγούμενες τιμές.

Η πιο απλή εξελικτική στρατηγική χρησιμοποιεί έναν πληθυσμό 2 ατόμων, το τρέχον σημείο (γονέας) και το αποτέλεσμα της μετάλλαξης του. Μόνο αν το αποτέλεσμα της αντικειμενικής συνάρτησης του μεταλλαγμένου σημείου είναι καλύτερο από αυτό του γονιού, γίνεται το νέο σημείο γονέας, ενώ σε κάθε άλλη περίπτωση η μετάλλαξη απορρίπτεται. Αυτή η διαδικασία αποτελεί την (1+1) – ES (Two membered Evolution Strategy). Γενικά, από ένα γονέα μπορεί να παραχθούν λ μεταλλαγμένα σημεία και σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος λέγεται (1+λ) – ES (Multimembered Evolution Strategy). Σε αυτό τον αλγόριθμο η μετάλλαξη με τη καλύτερη τιμή γίνεται γονέας για την επόμενη γενιά, ενώ σε κάθε περίπτωση ο προηγούμενος γονέας απορρίπτεται. Οι κύριοι παράμετροι σε αυτό τον αλγόριθμο είναι το μ που αντιπροσωπεύει των αριθμό των γονέων, το λ που είναι ο αριθμός των απογόνων σε κάθε γενιά και το σ που είναι το μέγεθος του βήματος μετάλλαξης. Στον Πίνακα 4 φαίνεται η διαδικασία που ακολουθούν αυτού του είδους οι αλγόριθμοι. (Beyer & Schwefel, 2002)

Πίνακας 4: Βήματα εκτέλεσης εξελικτικών στρατηγικών

1η Βήμα	**Αρχικοποίηση τιμών**
Βήμα 1.1	Προσδιορισμός παραμέτρων όπως: λ, μ, σ
Βήμα 1.2	Τυχαία παραγωγή ομοιόμορφα κατανεμημένων μ ατόμων για τον αρχικό πληθυσμό, αξιολόγηση της αντικειμενικής τους συνάρτησης, gen=0
2ο Βήμα	**Κύριος Βρόγχος, επανάληψη μέχρι gen>maxgen**
Βήμα 2.1	Επαναληπτική διαδικασία μέχρι να παραχθεί νέος πληθυσμός με λ άτομα. Τυχαία επιλογή 2 ατόμων με αντικατάσταση τους για την διασταύρωση τους. Ακολουθεί η μετάλλαξη τους για την παραγωγή απογόνων. Εισαγωγή του μεταλλαγμένου ατόμου στον καινούργιο πληθυσμό
Βήμα 2.2	Υπολογισμός της αντικειμενικής συνάρτησης όλων των νέων ατόμων
Βήμα 2.3	Συνδυασμός μ ατόμων του προηγούμενου πληθυσμού με τα λ καινούργια άτομα και επιλογή των μ καλύτερων για τη δημιουργία του νέου πληθυσμού. gen = gen +1
3ο Βήμα	**Υποβολή των μ τελευταίων ατόμων ως αποτέλεσμα των ES**

Η κυριότερη κατηγορία εξελικτικών στρατηγικών είναι οι διαφορικοί εξελικτικοί αλγόριθμοι (D.E.), που προτάθηκαν από τους Storm και Price το 1995. Αποτελούν μια απλή τεχνική που βασίζεται στον εξελικτικό αλγόριθμο, που είναι ιδιαίτερα αποδοτικός στα προβλήματα βελτιστοποίησης με περιοριστικές παραμέτρους. Διαφέρει από τους άλλους εξελικτικούς αλγορίθμους στη φάση μετάλλαξης και διασταύρωσης. Αντίθετα από τις στοχαστικές τεχνικές, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι εξελικτικές στρατηγικές, όπου η αλλαγή εμφανίζεται σύμφωνα με μια τυχαία ποσότητα, στον διαφορικό εξελικτικό αλγόριθμο χρησιμοποιεί σταθμισμένες διαφορές μεταξύ των διανυσμάτων λύσης για να μεταβάλει τον πληθυσμό.

<u>Εξελικτικός προγραμματισμός (Evolutionary Programming – EP)</u>

Ο εξελικτικός προγραμματισμός αναπτύχθηκε από τον Fogel το 1966. Η μετάλλαξη είναι ο κύριος γενετικός τελεστής, ενώ η διασταύρωση χρησιμοποιείται σπάνια. Όπως και στις εξελικτικές στρατηγικές, στον εξελικτικό προγραμματισμό παράγονται πρώτα οι απόγονοι και μετά επιλέγεται ο πληθυσμός της επόμενης γενιάς. Κάθε γονέας παράγει έναν απόγονο, οπότε το μέγεθος του πληθυσμού διπλασιάζεται. Ο απόγονοι δημιουργούνται από τυχαίες μεταλλάξεις των γονέων του πληθυσμού. Υπάρχουν πέντε τρόποι μετάλλαξης: αλλαγή του πρόσημου της εξόδου, αλλαγή της μεταβατικής κατάστασης, προσθήκη σε μια κατάσταση, διαγραφή ή αλλαγή της αρχικής κατάστασης. Στον Πίνακα 5 παρουσιάζονται τα βήματα της εκτέλεσης στον εξελικτικό προγραμματισμό (Michalewicz, 1992).

Πίνακας 5: Βήματα εκτέλεσης εξελικτικού προγραμματισμού

1η Βήμα	**Αρχικοποίηση τιμών**
Βήμα 1.1	Προσδιορισμός παραμέτρων όπως: λ, μ, σ
Βήμα 1.2	Τυχαία παραγωγή ομοιόμορφα κατανεμημένων μ ατόμων για τον αρχικό πληθυσμό, αξιολόγηση της αντικειμενικής τους συνάρτησης, gen=0
2ο Βήμα	**Κύριος Βρόγχος, επανάληψη μέχρι gen>maxgen**
Βήμα 2.1	Επαναληπτική διαδικασία μέχρι να παραχθεί νέος πληθυσμός με μ άτομα. Μετάλλαξη του κάθε ατόμου για την παραγωγή νέων ατόμων
Βήμα 2.2	Υπολογισμός της αντικειμενικής συνάρτησης όλων των νέων ατόμων
Βήμα 2.3	Συνδυασμός μ ατόμων του προηγούμενου πληθυσμού με τα μ καινούργια άτομα και επιλογή των μ καλύτερων για τη δημιουργία του νέου πληθυσμού. gen = gen +1
3ο Βήμα	**Υποβολή των μ τελευταίων ατόμων ως αποτέλεσμα του ΕΡ**

<u>Γενετικός προγραμματισμός (Genetic Programming – GP)</u>

Ο γενετικός προγραμματισμός προτάθηκε από τον Koza (1992), ως εργαλείο για την αυτόματη επίλυση προβλημάτων. Η βασική ιδέα του γενετικού προγραμματισμού είναι να παράγει αυτόματα προγράμματα με χρήση των γενετικών λειτουργιών. Οπότε αυτό που γίνεται ουσιαστικά είναι βελτιστοποίηση όχι μόνο των παραμέτρων αλλά και της δομής του προβλήματος. Αρχικά δημιουργείται ένας πληθυσμός από προγράμματα, τα οποία ανταγωνίζονται. Τα προγράμματα που δεν έχουν καλά αποτελέσματα δεν χρησιμοποιούνται στη συνέχεια, ενώ αυτά που έχουν καλό αποτέλεσμα διασταυρώνονται ή μεταλλάσσονται. (Michalewicz, 1992)

Νοημοσύνη σμηνών (Swarm Intelligence)

Οι μέθοδοι νοημοσύνης σμηνών είναι μαθηματικά εργαλεία, με υπόβαθρο εμπνευσμένο από τη δύναμη που ορίζει τη συμπεριφορά ενός συνόλου ατόμων κατά την επαφή τους με το περιβάλλον και την αλληλεπίδραση τους. Ενώ δεν υπάρχει κάποια σαφής αρχή που ορίζει πώς θα συμπεριφερθεί αυτό το σύνολο, η δράση τους διέπεται από λογική και ομοιογένεια. Οι μέθοδοι νοημοσύνης σμηνών εκμεταλλεύονται αυτή τη νοήμονα δράση για να επιλύσουν προβλήματα.

- Σμήνος σωματιδίων (Particle Swarm Optimization – PSO)

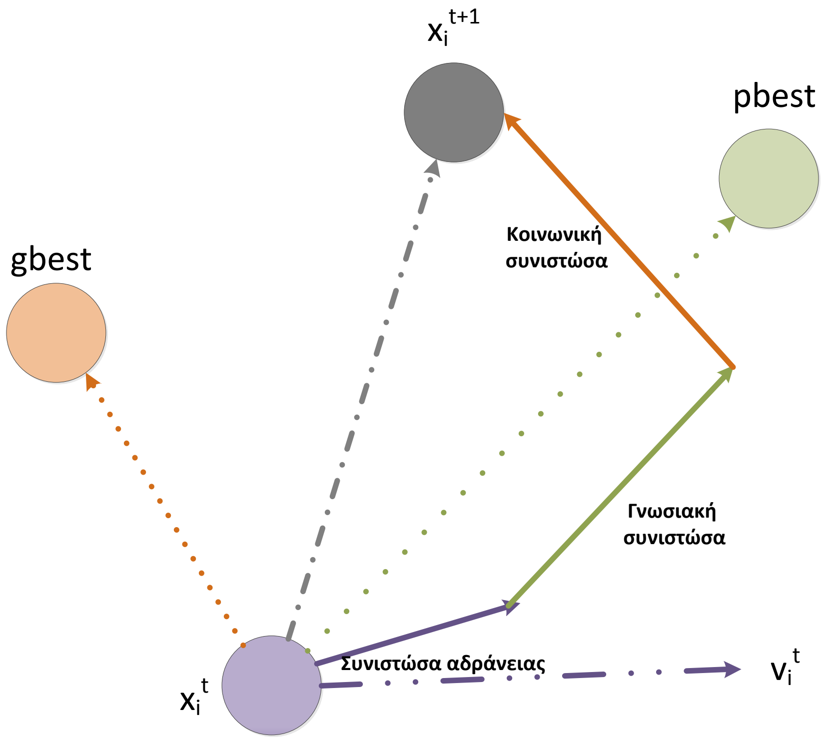
Η βελτιστοποίηση με χρήση σμήνους σωματιδίων αναπτύχθηκε από τους Kennedy και Eberhard το 1995, ως μια εναλλακτική λύση των γενετικών αλγορίθμων και των εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης. Η τεχνική αυτή είναι εμπνευσμένη από την κοινωνική συμπεριφορά σμηνών πουλιών ή κοπαδιών ψαριών, και είναι ένας από τους πιο σύγχρονους αλγορίθμους στην κατηγορία των εξελικτικών αλγορίθμων.

Η βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων μοιάζει πολύ με τις εξελικτικές υπολογιστικές τεχνικές που προαναφέρθηκαν, καθώς και στις δύο αυτές κατηγορίες επιλέγονται αρχικά τυχαίες λύσεις και στη συνέχεια αναζητούν τη βέλτιστη λύση. Παρόλα αυτά υπάρχουν κάποιες βασικές διαφορές μεταξύ αυτών των τεχνικών, καθώς στη περίπτωση του σμήνους σωματιδίων δεν χρησιμοποιούνται διαδικασίες όπως η μετάλλαξη και η διασταύρωση. Όπως και στο γενετικό αλγόριθμο, υπάρχει μια αντικειμενική συνάρτηση, η οποία χρησιμοποιεί τη θέση του σωματιδίου για να υπολογίσει μια λύση. Σε αναλογία με τους εξελικτικούς αλγορίθμους, το σμήνος αντιστοιχεί στον πληθυσμό (population) των EA, ενώ τα σωματίδια αντιστοιχούν στα άτομα (individuals). Ωστόσο, σε αντίθεση με τους EA, ο PSO δε χρησιμοποιεί εξελικτικούς τελεστές, όπως η διασταύρωση (crossover) και η μετάλλαξη (mutation).

Το σμήνος αποτελείται από σωματίδια τα οποία κινούνται στο χώρο που έχει οριστεί από το πρόβλημα και το κάθε σωματίδιο αντιπροσωπεύει μια λύση. Κάθε σωματίδιο ορίζεται από το διάνυσμα της θέσης (x_i) του και από το διάνυσμα της ταχύτητας του (v_i), όπου το διάνυσμα της θέσης του αντιστοιχεί σε παραμέτρους του εξεταζόμενου προβλήματος. (Arumugam et al., 2007)

Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου κάθε σωματίδιο τροποποιεί την ταχύτητα του λαμβάνοντας υπόψη το εξής:

- Την προηγούμενη του ταχύτητα
- Την καλύτερη θέση του
- Την καλύτερη θέση του καλύτερου σωματιδίου



Εικόνα 14:Διάνυσμα κίνησης του σωματιδίου στο χώρο αναζήτησης

Από την προηγούμενη ταχύτητα του σωματιδίου υπολογίζεται η συνιστώσα της αδράνειας, από την καλύτερη θέση του ίδιου του σωματιδίου η γνωσιακή συνιστώσα, ενώ από την καλύτερη θέση του καλύτερου σωματιδίου η κοινωνική συνιστώσα της δεδομένης επανάληψης. Η θέση στην οποία το κάθε σωματίδιο έχει το καλύτερο αποτέλεσμα της αντικειμενικής συνάρτησης λέγεται ατομικό ή τοπικό καλύτερο ($pbest_i$). Το καλύτερο σωματίδιο από τα ατομικά καλύτερα, είναι η καλύτερη θέση του καλύτερου σωματιδίου και λέγεται καθολικό καλύτερο (gbest). Όλη αυτή η κίνηση του σωματιδίου φαίνεται στην Εικόνα 14. Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, η ταχύτητα όλων των σωματιδίων ενημερώνεται σύμφωνα με την εξίσωση 1.26.

$$v_i(t) = v_i(t-1) + c_1 \cdot r_1(t) \cdot \left(pbest_i - x_i(t)\right) + c_2 \cdot r_2(t) \cdot \left(gbest - x_i(t)\right) \qquad 1.26$$

Οι παράμετροι c_1 και c_2 έχουν σταθερές τιμές, ενώ το r_1(t) και το r_2(t) είναι τυχαίες τιμές ομοιόμορφα κατανεμημένες στο διάστημα [0,1]. Οι τιμές των r_1(t) και r_2(t) δεν είναι ίδιες για κάθε επανάληψη του αλγορίθμου, καθώς παράγονται τυχαία σε κάθε επανάληψη.

Η γνωστική συνιστώσα του σωματιδίου εκφράζεται στην εξίσωση 1.26 μέσω του όρου $c_1 \cdot r_1(t) \cdot \left(pbest_i - x_i(t)\right)$. Γενικά, η γνωστική συνιστώσα εκφράζει την ατομική μνήμη του σωματιδίου για την καλύτερη θέση στην οποία έχει βρεθεί. Όσο μεγαλύτερος είναι ο όρος αυτός – γεγονός που εξαρτάται και από το συντελεστή βαρύτητας $c1$ – τόσο μεγαλύτερη είναι η τάση του σωματιδίου να επιστρέψει σε θέσεις που το ικανοποίησαν περισσότερο στο παρελθόν.

Η κοινωνική συνιστώσα του σωματιδίου εκφράζεται στην εξίσωση 1.26 μέσω του όρου $c_2 \cdot r_2(t) \cdot gbest - x_i(t)$. Ο όρος αυτός αναφέρεται στην επίδραση που ασκεί το κοινωνικό σύνολο στο σωματίδιο το οποίο καλείται να υιοθετήσει μια κοινή με το σύνολο συμπεριφορά. Όσο μεγαλύτερος ο όρος αυτός, τόσο μεγαλύτερη η τάση του σωματιδίου να κινηθεί προς το βέλτιστο, τη θέση δηλαδή που ικανοποίησε περισσότερο το σμήνος.

Στην συνέχεια ενημερώνεται και η θέση του κάθε σωματιδίου σύμφωνα με τη σχέση 1.27.

$$x_i(t) = x_i(t-1) + u_i(t) \qquad 1.27$$

Με αυτό τον τρόπο, με την επανάληψη του αλγόριθμου, τα άτομα έλκονται προς το βέλτιστο, βασιζόμενα τόσο στη προσωπική τους αναζήτηση όσο και στην αναζήτηση των άλλων ατόμων. Η διαδικασία σταματά όταν μειωθεί το σφάλμα κάτω από μια τιμή που έχει ορίσει ο χρήστης ή όταν επαναληφθεί ο αλγόριθμος *n* φορές, όπου το *n* έχει προσδιοριστεί από τον χρήστη. Η διαδικασία που ακολουθείται φαίνεται και στον Πίνακα 6 (Eberhart & Kennedy, 1995).

Πίνακας 6: Βήματα εκτέλεσης αλγορίθμου σμήνους σωματιδίων

1η Βήμα	**Αρχικοποίηση τιμών**
Βήμα 1.1	Προσδιορισμός παραμέτρων όπως: c_1, c_2, maxinter, popsize, maxerror
Βήμα 1.2	Αρχικοποίηση του πληθυσμού με τυχαίες θέσεις και ταχύτητες
2ο Βήμα	**Κύριος Βρόγχος, επανάληψη μέχρι Inter>maxInter**
Βήμα 2.1	Υπολογισμός της αντικειμενικής συνάρτησης όλων των σωματιδίων
Βήμα 2.2	Σύγκριση του αποτελέσματος της αντικειμενικής συνάρτησης του κάθε σωματιδίου με το καλύτερο μέχρι εκείνη τη στιγμή αποτέλεσμα και χρήση της θέσης του καλύτερου σωματιδίου
Βήμα 2.3	Αναγνώριση του καλύτερου σωματιδίου του πληθυσμού και ονομασία του ως gbest
Βήμα 2.4	Υπολογισμός νέων ταχυτήτων και θέσεων. Inter = Inter +1
3ο Βήμα	**Υποβολή των θέσεων του gbest ως αποτέλεσμα του PSO**

Ο βασικός αλγόριθμος του PSO έχει ένα μικρό αριθμό παραμέτρων που πρέπει να προσδιοριστούν. Οι παράμετροι c_1 και c_2 προσδιορίζουν το κατά πόσο θα επηρεάσει την τελική ταχύτητα η καλύτερη θέση του ίδιου του σωματιδίου και πόσο η καλύτερη θέση όλων των σωματιδίων. Αυτές οι δύο παράμετροι ονομάζονται συντελεστές επιτάχυνσης. (Poli et al., 2007)

Στη πρώτη έκδοση του PSO δεν υπήρχε κάποιος τρόπος να ελεγχθεί η ταχύτητα των σωματιδίων. Έτσι στις επόμενες εκδοχές του PSO, το μειονέκτημα αυτό αντιμετωπίστηκε με την εισαγωγή δύο νέων παραμέτρων, του βάρους αδράνειας (inertia weight) από τους Shi και Eberhart (1998) ή του παράγοντα περιορισμού από τον Clerc (1999).

Η βελτίωση στον αρχικό αλγόριθμο που χρησιμοποιείται ευρέως είναι αυτή του βάρους αδράνειας, το οποίο χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της επίπτωσης της ταχύτητας της προηγούμενης επανάληψης στη ταχύτητα της τρέχουσας επανάληψης. Σε αυτή την περίπτωση η ταχύτητα θα δίνεται από τη σχέση 1.28.

$$v_i(t) = wv_i(t-1) + c_1 \cdot r_1(t) \cdot \left(pbest_i - x_i(t)\right) + c_2 \cdot r_2(t) \cdot \left(gbest - x_i(t)\right) \qquad 1.28$$

Όπου ο όρος w είναι το βάρος αδράνειας, και c_1, c_2 σταθεροί θετικοί αριθμοί που ονομάζονται γνωστική και κοινωνική παράμετρος αντίστοιχα.

Στην περίπτωση χρήσης του περιοριστικού παράγοντα, σκοπός είναι η σωστή επιλογή των παραμέτρων w, c_1 και c_2. Με τους περιοριστικούς παράγοντες μπορεί να ελεγχθεί η σύγκλιση και να αποφευχθούν οι μεγάλες ταχύτητες στα σωματίδια. Ένας από τους πιο απλούς τρόπους για τη χρήση και τον υπολογισμό του περιοριστικού παράγοντα φαίνεται στις εξισώσεις 1.29, 1.30 και 1.31.

$$v_i(t) = x\left(v_i(t-1) + c_1 \cdot r_1(t) \cdot \left(pbest_i - x_i(t)\right) + c_2 \cdot r_2(t) \cdot \left(gbest - x_i(t)\right)\right) \qquad 1.29$$

$$x = \frac{2}{\left|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}\right|} \qquad 1.30$$

$$\varphi = c_1 + c_2, \quad \varphi > 4 \qquad 1.31$$

Παράμετροι που επηρεάζουν τον αλγόριθμο PSO

Η βασική τεχνική του PSO επηρεάζεται από ένα σύνολο παραμέτρων. Αυτές είναι το μέγεθος του σμήνους, η μέγιστη ταχύτητα, ο αριθμός επαναλήψεων, οι συντελεστές επιτάχυνσης και ο συντελεστής αδράνειας. Επειδή οι βέλτιστες ρυθμίσεις των παραμέτρων αυτών διαφέρουν από πρόβλημα σε πρόβλημα, είναι σημαντικό να καθοριστεί ο τρόπος με τον οποίο αυτές επηρεάζουν τη λειτουργία και την επίδοση της μεθόδου.

- Μέγεθος σμήνους

Το μέγεθος του σμήνους αφορά το πλήθος των σωματιδίων σε αυτό. Όσο μεγαλύτερο είναι το πλήθος, τόσο μεγαλύτερη είναι η διασπορά των σωματιδίων στο χώρο αναζήτησης, δεδομένης μιας ομοιόμορφης κατανομής στο χώρο. Παρόλα αυτά, ένα μεγάλο σμήνος αυξάνει σημαντικά την υπολογιστική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου, ενώ δε συνεπάγεται απαραίτητα και βελτίωση της επίδοσης της μεθόδου. Μελέτες (Shi & Eberhart, 1999, Brits et al. 2002, Van Den Bergh & Engelbrecht, 2001) έχουν δείξει ότι βέλτιστες λύσεις μπορούν να επιτευχθούν με μέγεθος σμήνους από 10 έως 60 σωματίδια και για αυτό το λόγο είναι κοινή πλέον τακτική να επιλέγονται τέτοιου μεγέθους σμήνη.

- Μέγιστη ταχύτητα

Η μέγιστη ταχύτητα καθορίζει τη μέγιστη μεταβολή που μπορεί να δεχθεί ένα σωματίδιο σε μια επανάληψη και χρησιμοποιείται για να αποφεύγεται η άσκοπη κίνηση των σωματιδίων εκτός των ορίων αναζήτησης. Συνήθως ορίζεται από το επιτρεπτό εύρος τιμών της θέσης του σωματιδίου.

- Αριθμός των επαναλήψεων

Ο αριθμός επαναλήψεων που χρειάζεται για να επιτύχει η διαδικασία μια καλή λύση εξαρτάται από το πρόβλημα. Λίγες επαναλήψεις είναι πιθανόν να τερματίσουν την αναζήτηση πριν να βρεθεί κάποια ικανοποιητική λύση, ενώ αντίθετα ένας μεγάλος αριθμός επαναλήψεων θα έχει ως συνέπεια περιττές επαναλήψεις και κατά συνέπεια μεγάλη υπολογιστική πολυπλοκότητα.

- Συντελεστές επιτάχυνσης

Οι συντελεστές επιτάχυνσης είναι οι τιμές c_1 και c_2 της εξίσωσης 1.24. Ο συντελεστής c_1 θα μπορούσε να οριστεί ως η εμπιστοσύνη που έχει το σωματίδιο στον εαυτό του, ενώ ο συντελεστής c_2 η εμπιστοσύνη ως προς το υπόλοιπο σμήνος. Έτσι λοιπόν όταν $c_2=0$ και $c_1>0$, τότε χάνεται η κοινωνική συνοχή μεταξύ των σωματιδίων και κάθε ένα αναζητά την λύση αυτόνομα και τοπικά. Αν ισχύει το αντίθετο, δηλαδή $c_1=0$ και $c_2>0$, τότε χάνεται η ατομική πρωτοβουλία και το σμήνος λειτουργεί ως μια ενιαία οντότητα η οποία έλκεται από το βέλτιστο. Σε αρκετές εφαρμογές οι τιμές των δύο συντελεστών εξισώνονται με αποτέλεσμα τα σωματίδια να κατευθύνονται προς τον μέσο όρο του προσωπικού βέλτιστου και του ολικού βέλτιστου. Γενικά οι τιμές που δίδονται στους συντελεστές επιτάχυνσης εξαρτώνται από το είδος του προβλήματος, αλλά σε περίπτωση άστοχης αρχικοποίησης των συντελεστών είναι πιθανό να οδηγήσει σε απόκλιση της επαναληπτικής διαδικασίας ή ακόμα και σε κυκλική συμπεριφορά.

- Συντελεστής αδράνειας

Ο συντελεστής αδράνειας (inertia weight) ελέγχει την ορμή του σωματιδίου. Αυτό σημαίνει ότι ο συντελεστής αυτός ελέγχει πόση μνήμη από την προηγούμενη πορεία του σωματιδίου θα επηρεάσει τη νέα ταχύτητα. Έτσι εάν $w \ll 1$, λίγη μόνο ορμή διατηρείται από την προηγούμενη κίνηση και κατά συνέπεια σε αυτή την περίπτωση είναι δυνατές απότομες αλλαγές στη κατεύθυνση. Γενικά μικρές τιμές του w μειώνουν την ικανότητα του σμήνους στην εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης. Η έννοια της αδράνειας χάνεται τελείως όταν $w=0$. Σε περιπτώσεις μεγάλων τιμών του συντελεστή αδράνειας ($w>1$) παρατηρείται το ίδιο φαινόμενο με την περίπτωση ανάθεσης μικρών τιμών. Τα σωματίδια είναι δύσκολο να αλλάξουν κατεύθυνση ή να περιστραφούν, λόγω της μεγάλης ορμής, ωστόσο καλύπτουν μεγαλύτερο τμήμα του χώρου αναζήτησης με αποτέλεσμα να αυξάνεται η διασπορά του σμήνους και να ευνοείται η εξερεύνηση του χώρου. Στην περίπτωση αυτή όμως παρατηρείται απροθυμία να συγκλίνουν προς το βέλτιστο. (Shi & Eberhart,1998)

<u>Παραλλαγές</u>

Κατά καιρούς έχουν εμφανιστεί διάφορες τροποποιήσεις της μεθόδου βελτιστοποίησης με σμήνος σημείων. Οι τροποποιήσεις αυτές στοχεύουν στη βελτίωση κάποιου χαρακτηριστικού της μεθόδου και η καταλληλότητα τους κρίνεται ανάλογα με το εκάστοτε πρόβλημα. Όλες οι παραλλαγές του αλγορίθμου PSO, αναλύθηκαν από τους Sedighizadeh και Masehian (2009), ενώ αυτές που χρησιμοποιούνται πιο συχνά είναι η λεγόμενη PSO-TVIW (PSO with Time Varying Inertia Weight), όπου ο συντελεστής αδράνειας μεταβάλλεται χρονικά και η λεγόμενη PSO-TVAC (PSO with Time Varying Acceleration Coefficients),όπου υπάρχουν χρονικά μεταβαλλόμενοι συντελεστές επιτάχυνσης. Τέλος, έχει προταθεί και η ταυτόχρονη μεταβολή των δύο αυτών παραμέτρων, όπου αυτός είναι ο αλγόριθμος GLBest-PSO.

- PSO-TVIW

Η μέθοδος αυτή προτάθηκε αρχικά από τους Eberhart και Shi (1999), όπου υλοποιείται γραμμική μείωση του συντελεστή αδράνειας με το χρόνο. Στις αρχικές εφαρμογές του PSO, ο συντελεστής αδράνειας είχε σταθερή τιμή. Ωστόσο, αποδείχθηκε ότι η δυναμική μεταβολή του συντελεστή κατά τη διάρκεια της επαναληπτικής διαδικασίας οδηγούσε σε βελτιωμένη συμπεριφορά της κίνησης του σμήνους στο χώρο αναζήτησης. Συγκεκριμένα, αρχικά η τιμή του w αναμένεται σχετικά μεγάλη και στη συνέχεια η μείωση του με το χρόνο θα έχει ως αποτέλεσμα τα σωματίδια στα πρώτα στάδια να σαρώνουν μεγάλο μέρος του χώρου και με το χρόνο να περιορίζονται σε τοπικές αναζητήσεις. Η δυναμική μεταβολή του συντελεστή αδράνειας μπορεί να γίνει είτε με τυχαίες ρυθμίσεις, είτε με γραμμική μείωση του. Η περίπτωση της γραμμικής μείωσης του συντελεστή αδράνειας με το χρόνο είναι η πιο συχνή (Eberhart & Shi, 1999). Συνεπώς, η τιμή του συντελεστή w θα δίνεται κάθε χρονική στιγμή από τη σχέση 1.32.

$$w = w_{init} - \frac{w_{init} - w_{final}}{iter_{max}} iter \qquad 1.32$$

Στη σχέση 1.30 το w_{init} είναι η αρχική τιμή του w, w_{final} η ελάχιστη τιμή του w, $iter_{max}$ ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου και iter ο αριθμός της τρέχουσας επανάληψης

- PSO-TVAC

Στη μέθοδο αυτή οι συντελεστές επιτάχυνσης μεταβάλλονται γραμμικά με το χρόνο και προτάθηκε από τους Ratnaweera et al. (2004). Παρόλα αυτά η μεταβολή δε γίνεται με τον ίδιο τρόπο και για το c_1 και για το c_2, καθώς το c_1 μειώνεται γραμμικά με το χρόνο, ενώ το c_2 αυξάνεται. Με αυτόν τον τρόπο αρχικά δίνεται βαρύτητα στην αυτόνομη συμπεριφορά κάθε σωματιδίου και με την πάροδο του χρόνου αυξάνεται η επιρροή της κοινωνικής λειτουργίας του σμήνους. Έτσι στα πρώτα στάδια της διαδικασίας ενισχύεται η αναζήτηση της βέλτιστης λύσης σε όλο το χώρο, ενώ προς το τέλος της διαδικασίας ενθαρρύνεται η σύγκλιση των σωματιδίων στο βέλτιστο. Επομένως οι τιμές των συντελεστών θα δίνονται από τις σχέσεις 1.33 και 1.34.

$$c_{1(iter)} = c_{1max} - (c_{1max} - c_{1\min})\frac{iter}{iter_{max}}iter \qquad 1.33$$

$$c_{2(iter)} = c_{1min} - (c_{2max} - c_{2\min})\frac{iter}{iter_{max}}iter \qquad 1.34$$

Στις σχέσεις 1.33 και 1.34 το c_{1max} και c_{2max} είναι οι μέγιστες τιμές των c_1 και c_2 αντίστοιχα, c_{1min} και c_{2min} είναι οι ελάχιστες, $iter_{max}$ ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου και iter ο αριθμός της τρέχουσας επανάληψης.

- GLBest-PSO

Σε αυτήν την περίπτωση τόσο ο συντελεστής αδράνειας όσο και οι συντελεστές επιτάχυνσης είναι συναρτήσεις της καλύτερης προσωπικής λύσης και της καλύτερης λύσης. Η παραλλαγή αυτή προτάθηκε από τους Arumugam et al. (2007) Συγκεκριμένα η βασική εξίσωση της ταχύτητας του PSO μετατρέπεται στην 1.35, ενώ οι παράμετροι w_i και C περιγράφονται από τις εξισώσεις 1.36 και 1.37.

$$v_i(t) = w_i v_i(t-1) + C \cdot r_1(t) \cdot \left(pbest_i + gbest - 2x_i(t)\right) \qquad 1.35$$

$$w_i = 1{,}1 - \frac{gbest_i}{(pbest_i)_{average}} \qquad 1.36$$

$$C = 1 + \frac{gbest_i}{pbest_i} \qquad 1.37$$

<u>Εφαρμογές</u>

Ο αλγόριθμος με χρήση σμήνους σημείων έχει χρησιμοποιηθεί σε διάφορες εφαρμογές και έχει αποδειχθεί ότι είναι μια αποδοτική και αποτελεσματική μέθοδος.

Σε πολλές περιπτώσεις έχει χρησιμοποιηθεί αυτός ο αλγόριθμος για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων (Akkar, 2010, Kiranyaz et al., 2009 και Chau, 2006).

Περιορισμένη εφαρμογή έχουν βρει στο πεδίο των υδατικών πόρων και συγκεκριμένα στη διαχείριση υπόγειων υδάτων. Οι Wegley et al. (2000) χρησιμοποίησαν τον PSO για να βελτιστοποιήσουν τις αντλήσεις σε σύστημα διανομής νερού. Σε μια άλλη μελέτη (Gaur et al., 2011) σκοπός ήταν η ελαχιστοποίηση της καταναλισκόμενης ενέργειας για άντληση, διατηρώντας ταυτόχρονα μια αποδεκτή στάθμη και πίεση στις δεξαμενές αποθήκευσης.

Από τους αλγορίθμους βελτιστοποίησης που προαναφέρθηκαν επιλέχθηκε ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων για την εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, το οποίο προβλέπει την διαφορά στάθμης σε πηγάδι παρατήρησης που βρίσκεται στην περιοχή της Αγιάς Χανίων.

2. Περιοχή μελέτης

2.1 Προσδιορισμός περιοχής μελέτης

Η λεκάνη Κερίτη έχει συνολική έκταση περίπου 178 Km^2. Βρίσκεται στο βόρειο κεντρικό τμήμα της επαρχίας Κυδωνίας του νομού Χανιών, σε απόσταση περίπου 15 km από την πόλη των Χανίων και η κύρια μισγάγγεια έχει προσανατολισμό τον άξονα Βοράς- Νότος. Εκτείνεται στο βορρά από το Γεράνι μέχρι τον Πλατανιά και νοτίως φτάνει μέχρι τις κορυφές των Λευκών Ορέων. Η λεκάνη του Κερίτη ανήκει κατά το μεγαλύτερο μέρος της στο δήμο Μουσούρων, αλλά και στους δήμους Πλατανιά, Θερίσσου και Νέας Κυδωνίας. Περιλαμβάνει 19 κοινότητες και εντός και περιμετρικά της περιοχής της λεκάνης βρίσκονται τα χωριά Φουρνές, Σκηνές, Ασκόρδαλος, Αλικιανός, Βατόλακκος, Κουφός, Αγιά, Μεσκλά, Βρύσσες, Λάκκοι, Βαρύπετρο, Πλατανιάς, Γεράνι και Κάρες.

Η περιοχή ενδιαφέροντος, στην οποία έγινε η προσομοίωση της στάθμης σε πηγάδι παρατήρησης είναι στην ευρύτερη περιοχή της Αγιάς. Η περιοχή της Αγιάς είναι τμήμα της λεκάνης του Κερίτη και έχει συνολική έκταση περίπου 30 km^2 .

2.2 Γεωλογία της περιοχής μελέτης

Η γεωλογική και τεκτονική δομή της ευρύτερης περιοχής Κερίτη, η παλαιογεωμορφολογική εξέλιξη και η υδρογεωλογική συμπεριφορά των διάφορων πετρολογικών σχηματισμών που συμμετέχουν στη γεωλογική δομή της περιοχής, αποτελούν τους βασικούς παράγοντες που έχουν καθορίσει τις υδρογεωλογικές συνθήκες και έχουν οδηγήσει στη δημιουργία των πηγών. Γεωλογικά η λεκάνη Κερίτη χαρακτηρίζεται από τέσσερις κύριους γεωλογικούς σχηματισμούς.

- **Ανθρακικά πετρώματα**: Καταλαμβάνουν το ΝΑ τμήμα της λεκάνης Κερίτη, και επεκτείνονται πολύ νοτιότερα, και πέραν των ορίων της εν λόγω υδρολογικής λεκάνης, έως τον κύριο ασβεστολιθικό όγκο των Λευκών Ορέων. Αποτελούνται από ασβεστολιθικά και δολομιτικά πετρώματα και μπορούν να ομαδοποιηθούν γενικότερα σε καρστικούς σχηματισμούς. Χαρακτηρίζονται γενικά από υψηλή υδροπερατότητά και η ύπαρξη τους ευνοεί δημιουργία υπόγειων υδροφορέων. Οι σχηματισμοί αυτοί δεν εμφανίζουν σαφή στρώση και το πάχος τους ξεπερνάει τα 500 μέτρα.

- **Φυλλίτες -Χαλαζίτες**: Συναντώνται στο κεντρικό τμήμα της λεκάνης και εμφανίζονται σε μικρότερη έκταση και στο βόρειο τμήμα της. Είναι γενικά μη υδατοπερατοί σχηματισμοί και αποτελούν συνήθως τα όρια των υπογείων υδάτων. Οι φυλλίτες με σημαντικές ενστρώσεις χαλαζιτών και ψαμμιτών δομούν, την περιοχή βόρεια της Αγιάς και του Κουφού. Βόρεια της Αγιάς δεν υπάρχουν στοιχεία που να αποδεικνύουν ότι οι φυλλίτες είναι επωθημένοι σε ασβεστόλιθους Τρυπαλίου, ενώ δυτικότερα στην περιοχή Κουφού καταγράφεται η τεκτονική επαφή ασβεστόλιθων Τρυπαλίου και φυλλιτών. Οι μικρές εμφανίσεις στις περιοχές αυτές ασβεστόλιθων της ζώνης Τριπόλεως δε φαίνεται να έχουν υδρογεωλογική σημασία, πιθανώς συνδέονται με τις γνωστές καρστικές υδροφορίες του Κερίτη.

- **Νεογενείς σχηματισμοί**: Στην λεκάνη Κερίτη αναπτύσσονται τα κροκαλοπαγή, νότια της Αγιάς και στο βορειοδυτικό κομμάτι της λεκάνης στην περιοχή του Γερανίου και των Βρυσσών. Είναι ανθρακικής προέλευσης με ανθρακικό συνδετικό υλικό, με γνώρισμα την υδροπερατότητά τους. Στα νεογενή πετρώματα περιλαμβάνονται πορώδεις μαργαϊκοί ασβεστόλιθοι και μάργες του Μειόκαινου, καθώς και μάργες, μαργαϊκοί ψαμμίτες, κροκαλομιγείς μάργες και μαργαϊκοί ασβεστόλιθοι του Πλειόκαινου. Οι διλουβιακοί σχηματισμοί απαντώνται κυρίως στην περιοχή της Αγιάς.

- **Τεταρτογενείς σχηματισμοί**: Είναι οι νεότερες αποθέσεις και αποτελούνται από αδρομερή εν γένει υλικά, καθώς και αργίλους, άμμους και καταλαμβάνουν ένα σημαντικό τμήμα της λεκάνης στην περιοχή Αγιάς, Αλικιανού, Βατόλακκου, Σκηνέ, Κουφού, με σημαντικό πάχος και αξιόλογη υδροφορία. Οι σχηματισμοί αυτοί όσον αφορά το πάχος τους αλλά και την υδροφορία που παρουσιάζουν, δεν έχουν διερευνηθεί πλήρως. Οι νεογενείς και τεταρτογενείς σχηματισμοί μπορούν να ομαδοποιηθούν, λόγω των παραπλήσιων χαρακτηριστικών τους, στους προσχωματικούς σχηματισμούς. Οι πρόσφατες ολοκαινικές αποθέσεις σημειώνουν μεγάλη ανάπτυξη στην κοιλάδα Αγιάς-Χανίων-Σούδας και στη λεκάνη Κουφού-Κερίτη. Στην κοιλάδα απαντώνται κυρίως λεπτόκοκκοι αργιλοϊλυαμμώδεις σχηματισμοί ενώ στη λεκάνη Κουφού – Κερίτη επικρατούν οι αδρομερείς κροκαλοαμμώδεις αποθέσεις, ποτάμιας προέλευσης. (Λιονής & Περλέρος, 2001)

2.3 Κλιματολογικά στοιχεία

Ο τύπος κλίματος της Κρήτης είναι ένας μεταβατικός ενδιάμεσος τύπος μεταξύ του χερσαίου Μεσογειακού και ερημοειδούς Μεσογειακού, στο οποίο υπάγεται κυρίως η νοτιοανατολική Κρήτη. Ο νομός Χανίων ανήκει στις πεδινές και ημιορεινές περιοχές του στον ύφυγρο βιοκλιματικό όροφο με χειμώνα θερμό ήπιο ή ψυχρό, ενώ οι ορεινές περιοχές του ανήκουν στον υγρό βιοκλιματικό όροφο με χειμώνα ήπιο ή ψυχρό. Ένα πολύ μικρό μέρος των πολύ ορεινών περιοχών του νομού ανήκει στον υγρό βιοκλιματικό όροφο με χειμώνα δριμύ. Ολόκληρη η παραλιακή ζώνη της βόρειας και νότιας Κρήτης έχει έντονο θερμομεσογειακό χαρακτήρα με αριθμό βιολογικώς ξηρών ημερών κατά τη θερμή και ξηρά περίοδο ($125<X<150$). Στις ημιορεινές και ορεινές περιοχές ο χαρακτήρας μετατρέπεται σε έντονο μεσο-μεσογειακό ($75<X<100$), ασθενή μεσο-μεσογειακό ($40<X<75$), υπομεσογειακό ($0<X<40$), ενώ μόνο η κορυφή των Λευκών Ορέων υπάγεται στον υποξηρικό ψυχρό με περίοδο υπόξηρη χαρακτήρα.($X=0$) (Λιονής & Περλέρος, 2001).

Η μορφολογία του εδάφους και η θέση της Κρήτης στο κέντρο της Μεσογείου έχουν άμεση επίδραση στο κλίμα του νομού Χανίων, που χαρακτηρίζεται εύκρατο μεσογειακό και ιδιαίτερα ξηροθερμικό, με την ηλιοφάνεια να καλύπτει το 70% των ημερών του έτους. Ο χειμώνας είναι ήπιος, και ο καιρός από το Νοέμβριο μέχρι τον Μάρτιο χαρακτηρίζεται κρύος, όχι όμως παγερός, με συχνές βροχοπτώσεις.

Συγκεκριμένα στην περιοχή ενδιαφέροντος το κλίμα είναι μεσογειακό με θερμό και ξηρό καλοκαίρι και βροχερό και ήπιο χειμώνα. Ο χειμώνας αρχίζει το δεύτερο δεκαήμερο του Νοεμβρίου και παρατείνεται μέχρι το Μάρτιο με πολλές βροχοπτώσεις. Η άνοιξη είναι μικρής διάρκειας, από τον Απρίλιο έως αρχές Μαΐου και παρουσιάζει μικρές βροχοπτώσεις. Το καλοκαίρι αρχίζει συνήθως μέσα Μαΐου και διαρκεί έως τέλη Σεπτεμβρίου με λίγες βροχοπτώσεις κατά το μήνα αυτό. Ολικοί παγετοί δεν εμφανίζονται στην περιοχή ενώ οι μερικοί ή λευκοί αποτελούν σπάνιο φαινόμενο. Οι χιονοπτώσεις είναι σπάνιες και δε δημιουργούν πρόβλημα στα χαμηλά υψόμετρα. Το χαλάζι είναι ένα σπάνιο φαινόμενο στα χαμηλά υψόμετρα, έχει μικρό μέγεθος και δεν προκαλεί ζημιές. Η θερμοκρασία ελάχιστες φορές με εξαίρεση τα μεγάλα υψόμετρα (Ζούρβα) πέφτει υπό το μηδέν. Οι άνεμοι που παρατηρούνται συνήθως στην περιοχή είναι Δυτικοί και Βορειοδυτικοί μέσης εντάσεως. Οι παραπάνω λόγοι εξηγούν τη μεγάλη ευδοκίμηση των καλλιεργειών στην περιοχή, και ειδικότερα των εσπεριδοειδών (Λιονής & Περλέρος, 2001).

2.4 Βροχόπτωση

Η μέση ετήσια βροχόπτωση στη Κρήτη παρουσιάζει κατά κύριο λόγω αύξηση από τα ανατολικά προς τα δυτικά και από νότια προς βόρεια. Η Κρήτη γενικά παρουσιάζει σημαντική ανισοκατανομή του ετήσιου όγκου βροχόπτωσης, τόσο γεωγραφικά όσο και φυσιογραφικά, εμφανίζοντας βροχοβαθμίδα από τις μεγαλύτερες στην Ελλάδα. Η μέση μηνιαία βροχόπτωση είναι μέγιστη τον Δεκέμβριο ή τον Ιανουάριο και ελάχιστη τον Ιούλιο και τον Αύγουστο, οι οποίοι είναι σχεδόν άνομβροι σε ολόκληρη την πεδινή Κρήτη. Το 25% της ετήσιας βροχόπτωσης συμβαίνει κατά τη διάρκεια του μήνα με τις περισσότερες βροχοπτώσεις. Ο μηνιαίος αριθμός ημερών βροχής κυμαίνεται από 15 ημέρες για Δεκέμβριο/Ιανουάριο έως 0,3 για τον Ιούλιο/Αύγουστο. Ο μέσος αριθμός ημερών βροχής στην Κρήτη ανέρχεται σε 90 ημέρες περίπου. Στον Πίνακα 7 που ακολουθεί δίνονται οι μέσες μηνιαίες και ετήσιες βροχοπτώσεις σε mm, η μέση τιμή ημερών βροχής κατά μήνα και έτος καθώς και η εξάτμιση όπως υπολογίστηκε από παρατηρήσεις 50 ετών στην περιοχή της λεκάνης της Αγιάς (Λιονής & Περλέρος, 2001).

Πίνακας 7: Δεδομένα βροχόπτωσης *(Λιονής & Περλέρος, 2001)*

Μήνες	Μέσες Μηνιαίες Βροχοπτώσεις (mm)	Ημέρες βροχής (days/month)	Εξάτμιση από εξατμισόμετρο (mm)
Ιανουάριος	176,4	15,3	35
Φεβρουάριος	137	14,3	40
Μάρτιος	119,5	10,5	67
Απρίλιος	52,8	7	117
Μάιος	9,9	3,4	175
Ιούνιος	5,8	0,9	235
Ιούλιος	0,9	0,5	246
Αύγουστος	4,9	0,6	207
Σεπτέμβριος	24,3	2,7	142
Οκτώβριος	82,1	7,8	81
Νοέμβριος	111,2	11,4	3
Δεκέμβριος	125,9	14,5	30
Έτος	**850,7**	**88,9**	**1378**

Τα διαθέσιμα δεδομένα στην περιοχή αποτελούνται από χρονοσειρές που περιέχουν μετρήσεις για βροχοπτώσεις από δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης καθώς και θερμοκρασίες και υδραυλικές στάθμες σε ημερήσια βάση. Οι βροχοπτώσεις από τον πρώτο σταθμό μέτρησης που βρίσκεται στην περιοχή του Σαμωνά αναφέρονται στο χρονικό διάστημα από 3-7-2007 μέχρι 31-5-2009 ενώ από τον δεύτερο που βρίσκεται στην περιοχή του Αλικιανού από 1-7-2007 μέχρι και 29-5-2009. Οι υδραυλικές στάθμες και οι θερμοκρασίες αναφέρονται στο χρονικό διάστημα από 4-4-2005 μέχρι και 12-5-2009.

3. Μεθοδολογία

Για την πρόβλεψη της στάθμης πηγαδιού χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο που έχει εκπαιδευτεί με τη χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων.

3.1 Νευρωνικό Δίκτυο

Ο αλγόριθμος του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα διπλωματική είχε αναπτυχθεί σε γλώσσα προγραμματισμού Visual Basic 6 και είχε χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων σχεδιασμού αεροδυναμικών σχημάτων (Nikolos, 2004) αλλά και για περιβαλλοντική διαχείριση υπογείων υδάτων (Nikolos et al., 2008, Trichakis et al., 2009). Ο κώδικας μεταγλωττίστηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Visual Basic .NET 2010, ενώ έγιναν και οι κατάλληλες αλλαγές για τη μετατροπή του αλγορίθμου εκπαίδευσης από το back propagation στον αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων.

Οι παράμετροι εισόδου και εξόδου του νευρωνικού δικτύου συνδέονται άμεσα με το υδατικό ισοζύγιο και δεν περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά του υδροφορέα, όπως το πορώδες και η υδραυλική αγωγιμότητα των πετρωμάτων. Κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης η επίδραση αυτών των παραμέτρων θα ενσωματωθεί στις τιμές των συναπτικών βαρών και με αυτό τον τρόπο αποφεύγεται η παραδοχή ότι ο υδροφορέας αποτελείται από ομοιογενή πετρώματα.

Η εξίσωση που πρέπει να προσομοιωθεί από το νευρωνικό δίκτυο, το υδατικό ισοζύγιο, περιγράφεται από την εξίσωση 3.1.

$$\Delta S = I - O + P - EPT \pm Q \qquad 3.1$$

όπου,

ΔS:η διαφορά στην αποθηκευτικότητα του υδροφορέα

I: οι εισροές στη λεκάνη απορροής

O: οι εκροές από τη λεκάνη απορροής προς άλλες λεκάνες ή προς τη θάλασσα

P: οι βροχοπτώσεις στη λεκάνη απορροής

EPT: η εξατμισοδιαπνοή στη λεκάνη απορροής

Q: ο ρυθμός αντλήσεων ή εμπλουτισμού στην περιοχή

Η εισροή στην εξεταζόμενη λεκάνη απορροής μπορεί να γίνει είτε επιφανειακά είτε υπόγεια. Η παροχή που εισέρχεται επιφανειακά ή υπόγεια από άλλες λεκάνες απορροής συνδέεται άμεσα με το υδραυλικό ύψος του υδροφορέα. Αν στην περιοχή μελέτης εμφανίζεται έντονη καρστικοποίηση τότε δεν εμφανίζεται επιφανειακή απορροή, οπότε η παράμετρος αυτή μπορεί να παραλειφθεί από τα δεδομένα εισόδου, όπως επίσης και στην περίπτωση που η εισροή από τα ανάντη είναι μηδενική. Στην ιδανική περίπτωση, όπου υπάρχει εξακριβωμένα εισροή από τα ανάντη, εισάγεται ως παράμετρος η διαφορά του υδραυλικού ύψους μεταξύ ενός σημείου στην ανάντη λεκάνη απορροής και ενός στην μελετώμενη.

Ομοίως με τις εισροές, και στις εκροές υπάρχουν δύο κατηγορίες, η επιφανειακές και οι υπόγειες. Όσο αφορά τις επιφανειακές απορροές, η παροχή στο σημείο εκροής της λεκάνης απορροής μπορεί να εισαχθεί ως παράμετρος εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο, ενώ αν δεν παρουσιάζεται επιφανειακή εκροή, τότε η παράμετρος αυτή δεν συμπεριλαμβάνεται στις τιμές εισόδου του νευρωνικού δικτύου. Η υπόγεια εκροή μπορεί να υπολογιστεί ως η διαφορά του υδραυλικού ύψους από ένα σημείο κατάντη. Στη περίπτωση που η υπόγεια παροχή εκρέει προς τη θάλασσα, η στάθμη της θάλασσας μπορεί να θεωρηθεί σταθερή, και κατά συνέπεια να εισαχθεί μόνο το υδραυλικό ύψος σε ένα σημείο του υδροφορέα.

Στη παρούσα μελέτη, οι παραπάνω παράγοντες παραλείπονται καθώς δεν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα. Σε αυτή την περίπτωση εισάγεται ένα σφάλμα στο τελικό αποτέλεσμα, το οποίο είναι πιθανό να μπορέσει να εξαλειφθεί με τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Επιπλέον υπάρχει και η περίπτωση οι εισροές να είναι σχεδόν ίδιες με τις εκροές, όποτε η επίδραση των παραμέτρων αυτών στο τελικό αποτέλεσμα να είναι ελάχιστη.

Αντίθετα η βροχόπτωση παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στη στάθμη του νερού στο πηγάδι παρατήρησης και για αυτό το λόγο κρίνεται απαραίτητη η είσοδος των τιμών των βροχοπτώσεων για όλους τους βροχομετρικούς σταθμούς που είναι διαθέσιμοι.

Η εξατμισοδιαπνοή σύμφωνα με την εξίσωση του Penman εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως η μέση θερμοκρασία, η ένταση του ανέμου, η σχετική υγρασία και η ακτινοβολία. Τα μόνα διαθέσιμα δεδομένα είναι ο αριθμός της ημέρας και η σχετική θερμοκρασία.

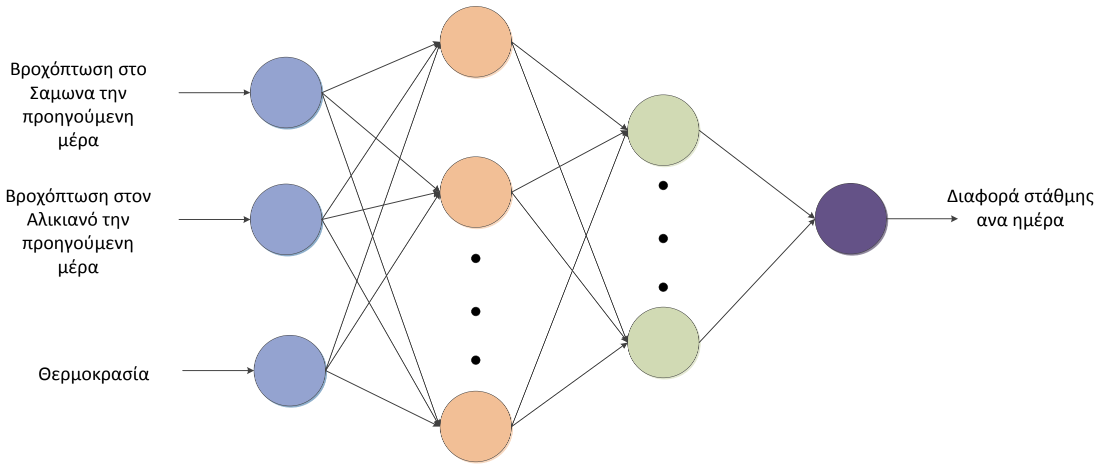
Οι είσοδοι που θα χρησιμοποιηθούν στο νευρωνικό δίκτυο είναι η βροχόπτωση της προηγούμενης ημέρας από δύο μετεωρολογικούς σταθμούς, η θερμοκρασία της ημέρας και η στάθμη στο πηγάδι παρατήρησης της προηγούμενης ημέρας. Η έξοδος του δικτύου είναι η διαφορά της στάθμης σε ημερήσια βάση.

Χρησιμοποιείται η διαφορά της στάθμης και όχι η στάθμη αυτή καθαυτή καθώς σε αυτή την περίπτωση θα υπήρχε μεγάλη συσχέτιση μεταξύ της στάθμης στα δεδομένα εξόδου και της τιμής εξόδου, με αποτέλεσμα το νευρωνικό δίκτυο να είναι προκατειλημμένο και να οδηγείται σε υποτίμηση των άλλων παραμέτρων. Ο συντελεστής συσχέτισης των δύο αυτών παραμέτρων μπορεί να φτάσει ακόμα και το 0.998 και αυτό έχει ως αποτέλεσμα το νευρωνικό δίκτυο να εστιάζει περισσότερο σε αυτή την παράμετρο. Το γεγονός αυτό οδηγεί σε αυξημένα συναπτικά βάρη για αυτές τις παραμέτρους εισόδου, παρά για οποιαδήποτε άλλη και έτσι δεν υπολογίζεται με ακρίβεια η επίδραση των υπόλοιπων παραμέτρων στη τιμή εξόδου.

Τα διαθέσιμα δεδομένα στην περιοχή αποτελούνται από χρονοσειρές που περιέχουν μετρήσεις για βροχοπτώσεις από δύο διαφορετικούς σταθμούς μέτρησης καθώς και θερμοκρασίες και υδραυλικές στάθμες σε ημερήσια βάση. Οι βροχοπτώσεις από τον πρώτο σταθμό μέτρησης που βρίσκεται στην περιοχή του Σαμωνά είναι διαθέσιμες για το χρονικό διάστημα από 3-7-2007 μέχρι 31-5-2009, ενώ από το δεύτερο που βρίσκεται στην περιοχή του Αλικιανού από 1-7-2007 μέχρι και 29-5-2009. Οι υδραυλικές στάθμες και οι θερμοκρασίες αναφέρονται στο χρονικό διάστημα από 4-4-2005 μέχρι και 12-5-2009.

Για να υπάρχουν δεδομένα για όλες τι παραμέτρους του δικτύου επιλέχθηκε το χρονικό διάστημα από 3-7-2007 μέχρι και 12-5-2009 το οποίο αριθμεί 679 ημέρες και για το οποίο οι χρονοσειρές ήταν πλήρεις.

Η δομή του χρησιμοποιούμενου δικτύου φαίνεται στην Εικόνα 15.



Εικόνα 15: Δομή χρησιμοποιούμενου νευρωνικού δικτύου

Στη συνέχεια για να μπορεί το δίκτυο να προβλέψει το υδραυλικό ύψος πρέπει να εκπαιδευτεί. Για τη διαδικασία αυτή χρησιμοποιείται το 80% των δεδομένων, ενώ το υπόλοιπο 20% χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της εκπαίδευσης από τον χρήστη. Κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο υποσύνολα, για την εκπαίδευση του δικτύου αυτή καθεαυτή, αλλά και για τη δοκιμή του κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Επομένως τα σφάλματα εκπαίδευσης και δοκιμής υπολογίζονται με βάση το ολικό τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ της πραγματικής τιμής και της τιμής εξόδου του νευρωνικού για τις διαφορές στάθμης, όπως φαίνεται και στη σχέση 3.2.

$$E = \sum_{p} \frac{1}{2} \sum_{o=1}^{N_o} \left(d_o^p - y_o^p\right)^2 \quad (3.2)$$

όπου,

E: το σφάλμα της εκπαίδευσης

d_o^p: η τιμή πεδίου

y_o^p: η προσομοιωμένη τιμή

N_o: ο αριθμός των μεταβλητών εξόδου

Το σφάλμα εκπαίδευσης και το σφάλμα αξιολόγησης είναι δείκτες του κατά πόσο είναι ικανοποιητική η εκπαίδευση του δικτύου, και κατά πόσο μπορούν τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου να γενικευθούν. Το σφάλμα εκπαίδευσης απεικονίζει την ικανότητα του δικτύου να προσομοιώσει τις τιμές που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του. Αντίθετα το σφάλμα αξιολόγησης αναφέρεται στο σφάλμα που υπάρχει όταν προσομοιώνονται τιμές με τις οποίες δεν έχει εκπαιδευτεί το δίκτυο.

3.2 Αλγόριθμος βελτιστοποίησης με χρήση σμήνους σωματιδίων

Για την εκπαίδευση του δικτύου και εύρεση των βέλτιστων συναπτικών βαρών του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος βελτιστοποίησης με χρήση σμήνους σωματιδίων.

Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε ο κλασσικός αλγόριθμος, ο αλγόριθμος TVAC – PSO και ο αλγόριθμος GLBest-PSO, ο οποίος και τελικά επιλέχθηκε.

Η διαδικασία που ακολουθείται από τον αλγόριθμο αυτό φαίνεται στην Εικόνα 16.

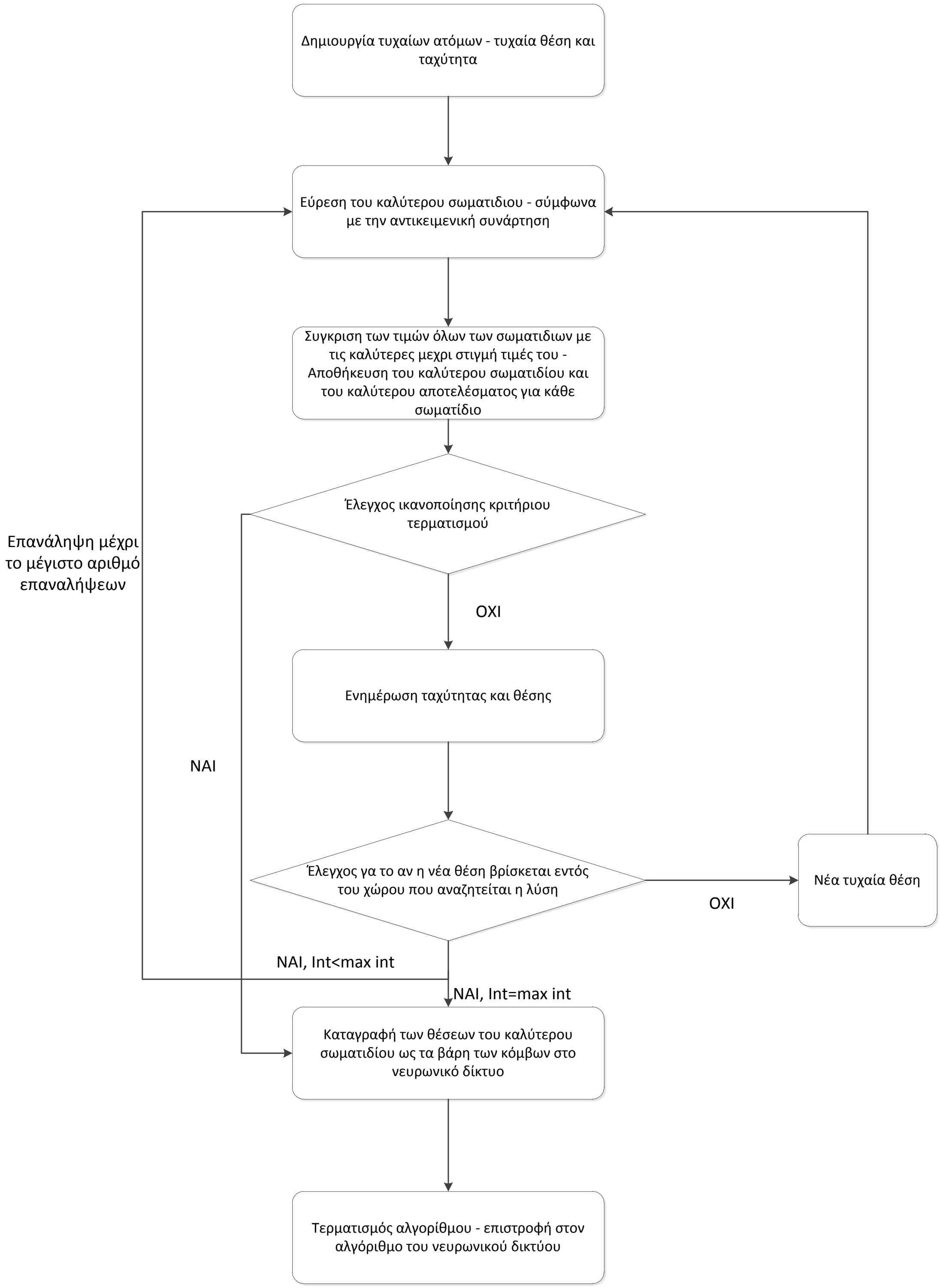
Αρχικά, επιλέγονται τυχαίες θέσεις και τυχαίες ταχύτητες για όλα τα σωματίδια και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση αναζητείται το σωματίδιο το οποίο έχει καλύτερο αποτέλεσμα για την αντικειμενική συνάρτηση.

Ως αντικειμενική συνάρτηση χρησιμοποιείται το σφάλμα εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου για τις τρέχουσες τιμές συναπτικών βαρών των σωματιδίων.

Ακολουθεί η σύγκριση των τρεχόντων σωματιδίων με το καλύτερο μέχρι εκείνη τη στιγμή αποτέλεσμα τους και καταγράφεται τόσο το καλύτερο αποτέλεσμα όσο και η καλύτερη θέση για κάθε σωματίδιο. Αν το σφάλμα του καλύτερου σωματιδίου είναι μικρότερο από την ανοχή που έχει δηλωθεί από τον χρήστη, τότε καταγράφεται η θέση του καλύτερου σωματιδίου, ως τα συναπτικά βάρη του νευρωνικού δικτύου και η διαδικασία τερματίζεται.

Αν το σφάλμα είναι μεγαλύτερο, ανάλογα με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται, ενημερώνεται η θέση και οι ταχύτητα όλων των σωματιδίων, ενώ στη συνέχεια ελέγχεται αν η νέα θέση του κάθε σωματιδίου είναι εντός της περιοχής που πρέπει να εξερευνηθεί για την ανεύρεση της βέλτιστης λύσης.

Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να πραγματοποιηθεί ένας ορισμένος από το χρήστη αριθμός επαναλήψεων. Όταν ολοκληρωθούν αυτές οι επαναλήψεις καταγράφεται η θέση του καλύτερου σωματιδίου και τερματίζεται ο αλγόριθμος.

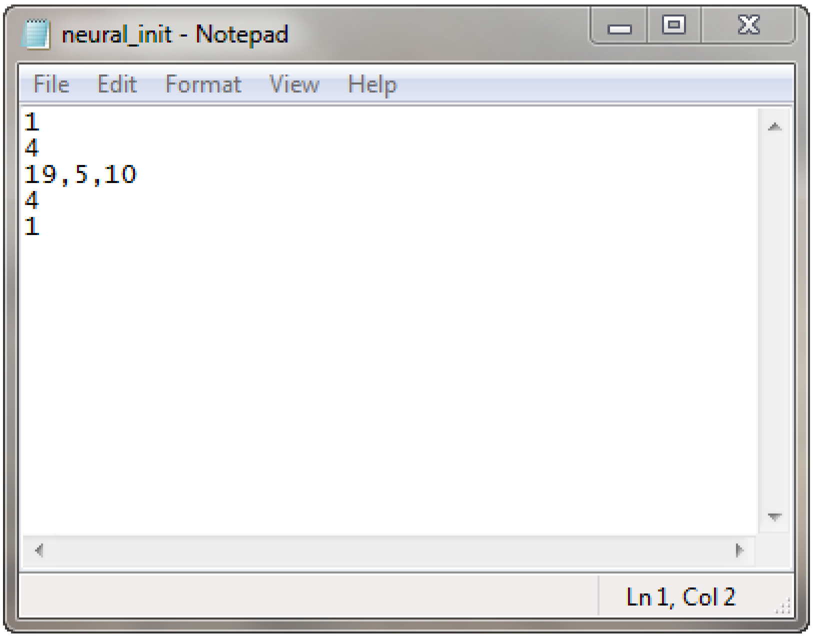


Εικόνα 16:Αλγόριθμος βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων

3.3 Αρχεία εισόδου – εξόδου

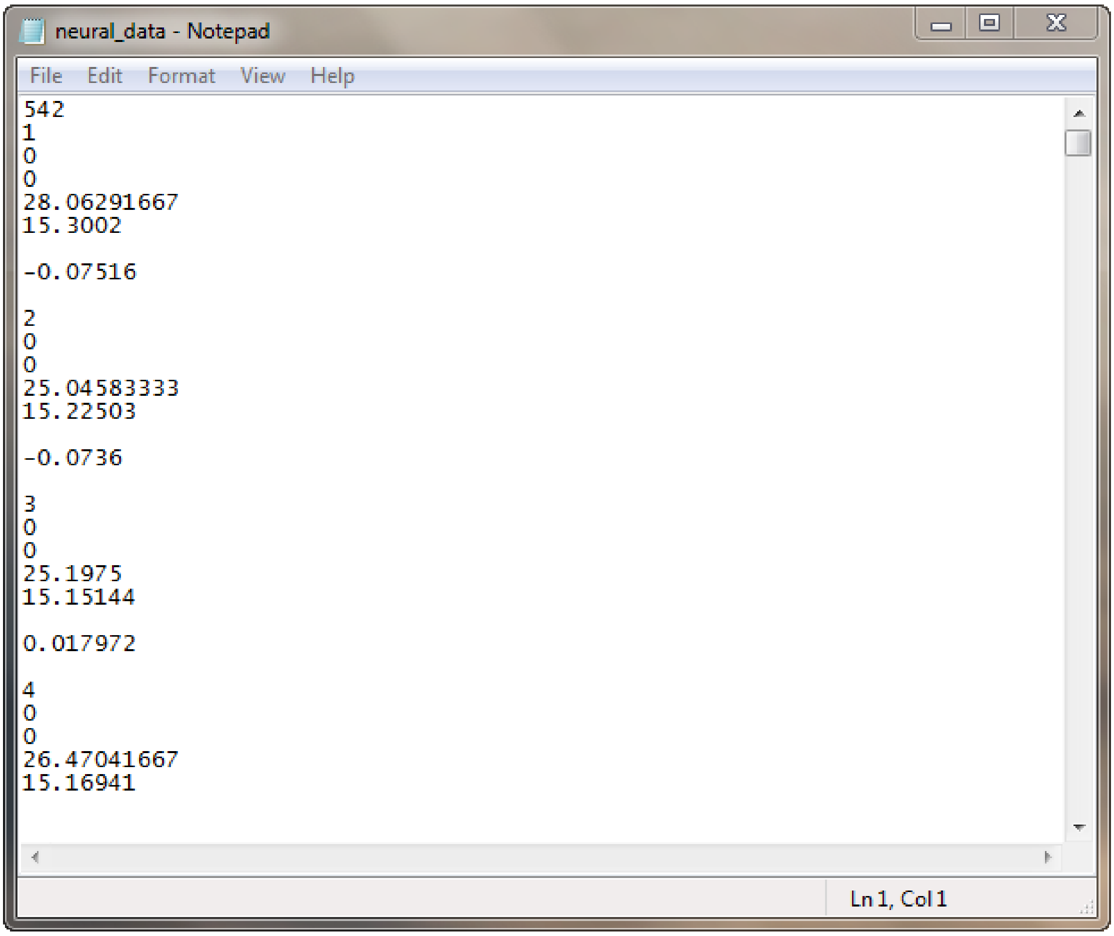
Για την εκπαίδευση και τη δοκιμή του δικτύου απαιτούνται κάποια αρχεία για την είσοδο των στοιχείων στο πρόγραμμα.

Αρχικά για την εκπαίδευση του δικτύου, απαραίτητο είναι το αρχείο Neural_init.txt στο οποίο υπάρχουν πληροφορίες για τη δομή του νευρωνικού δικτύου και τη λειτουργία του. Συγκεκριμένα, αρχικά αναφέρεται αν θα γίνει εκπαίδευση του δικτύου ή αν υπάρχει ήδη εκπαιδευμένο δίκτυο, ακολουθεί ο αριθμός των επιπέδων που χρησιμοποιούνται μαζί με το επίπεδο εξόδου, ο αριθμός των κόμβων σε κάθε επίπεδο, ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εισόδου και ο αριθμός κόμβων στο επίπεδο εξόδου. Το αρχείο εισόδου που χρησιμοποιήθηκε φαίνεται στην Εικόνα 17, όπου στη πρώτη σειρά με 1 υποδεικνύεται η εκπαίδευση του δικτύου, ενώ οποιοσδήποτε άλλος αριθμός θα προϋπέθετε την ύπαρξη ήδη εκπαιδευμένου δικτύου. Στην δεύτερη σειρά βρίσκεται ο αριθμός των επιπέδων του νευρωνικού δικτύου, ενώ στην επόμενη σειρά ο αριθμός των κόμβων στα κρυφά επίπεδα. Στις δύο σειρές που ακολουθούν φαίνεται ο αριθμός των κόμβων στο επίπεδο εισόδου και εξόδου αντίστοιχα.



Εικόνα 17:Αρχείο neural_init

Το επόμενο αρχείο που χρησιμοποιείται είναι το neural_data.txt, στο οποίο υπάρχουν τα δεδομένα εκπαίδευσης (αριθμός ημέρας, βροχοπτώσεις από δύο σταθμούς παρατήρησης, θερμοκρασίες, στάθμη προηγούμενης ημέρας και διαφορά στάθμης). Παρόλο που ο αριθμός της ημέρας δεν χρησιμοποιείται εισάγεται για λόγους αρχειοθέτησης και πληρότητας του αρχείου. Στην πρώτη γραμμή αναφέρεται ο αριθμός των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν και αντιστοιχούν στο 80% των μετρήσεων, ενώ στη συνέχεια οι μεταβλητές εισόδου, μια κενή σειρά που διαχωρίζει τις τιμές εισόδου από τις τιμές εξόδου, οι τιμές εξόδου και μετά από μια ακόμα κενή σειρά ακολουθεί η επόμενη σειρά δεδομένων. Το αρχείο που χρησιμοποιήθηκε φαίνεται στην Εικόνα 18.


neural_data - Notepad

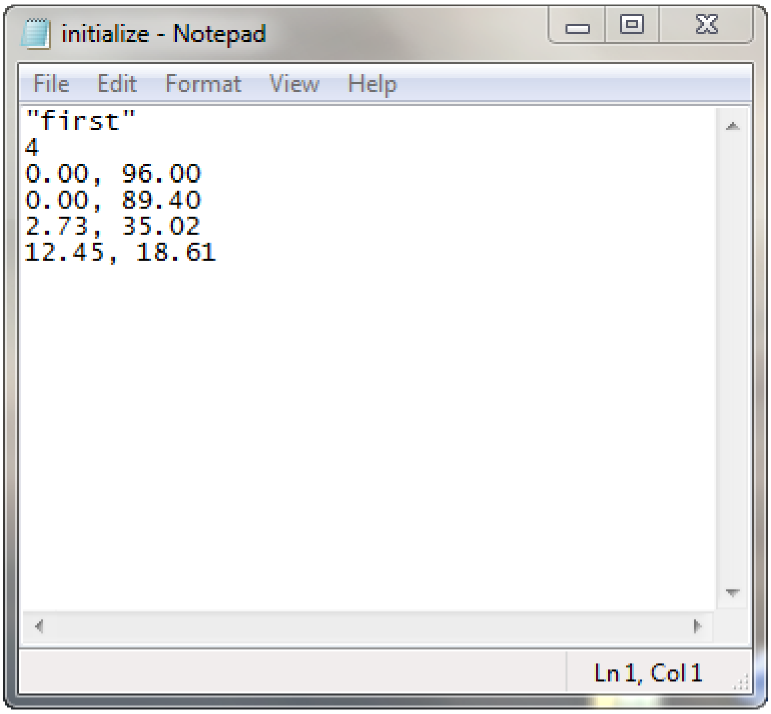
File Edit Format View Help

```
542
1
0
0
28.06291667
15.3002

-0.07516

2
0
0
25.04583333
15.22503

-0.0736

3
0
0
25.1975
15.15144

0.017972

4
0
0
26.47041667
15.16941
```

Ln 1, Col 1

Εικόνα 18: Αρχείο neural_data

Στη συνέχεια εισάγονται στοιχεία απαραίτητα για την κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου, όπως η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή της κάθε μεταβλητής. Το αρχείο εισόδου που περιέχει αυτά τα στοιχεία είναι το initialize.txt και έχει την μορφή που φαίνεται στην Εικόνα 19.

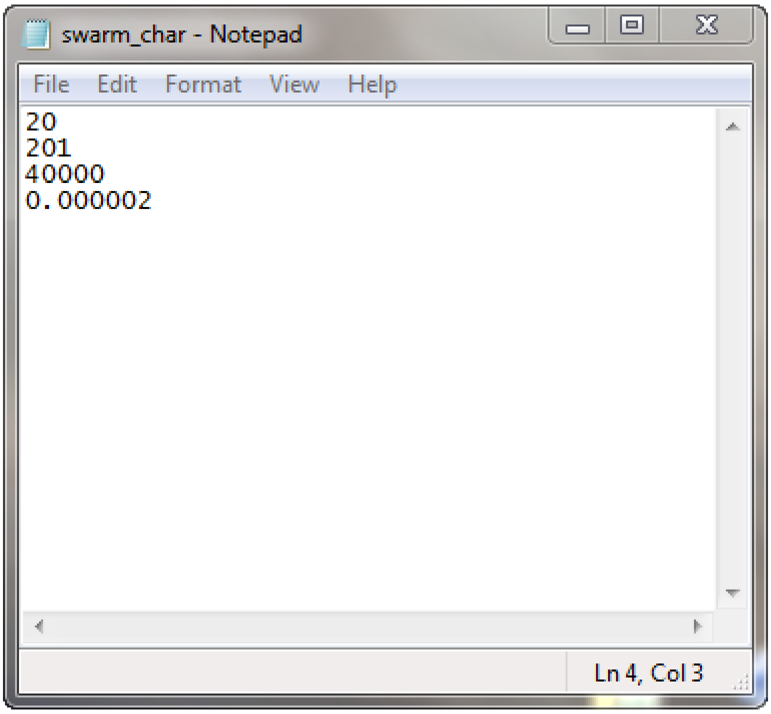


Εικόνα 19: Αρχείο initialize

Στην πρώτη σειρά αυτού του αρχείου δίνεται ένα όνομα, το οποίο και αγνοείται από το πρόγραμμα, αλλά χρησιμοποιείται για λόγους αρχειοθέτησης, ακολουθεί ο αριθμός των μεταβλητών και στη συνέχεια η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή της κάθε μεταβλητής.

Αυτά τα τρία αρχεία αποτελούν τα αρχεία εισόδου για τα νευρωνικό δίκτυο. Επιπλέον αυτών χρησιμοποιούνται άλλα τρία αρχεία που περιέχουν τιμές απαραίτητες για την βελτιστοποίηση με σμήνος σημείων.

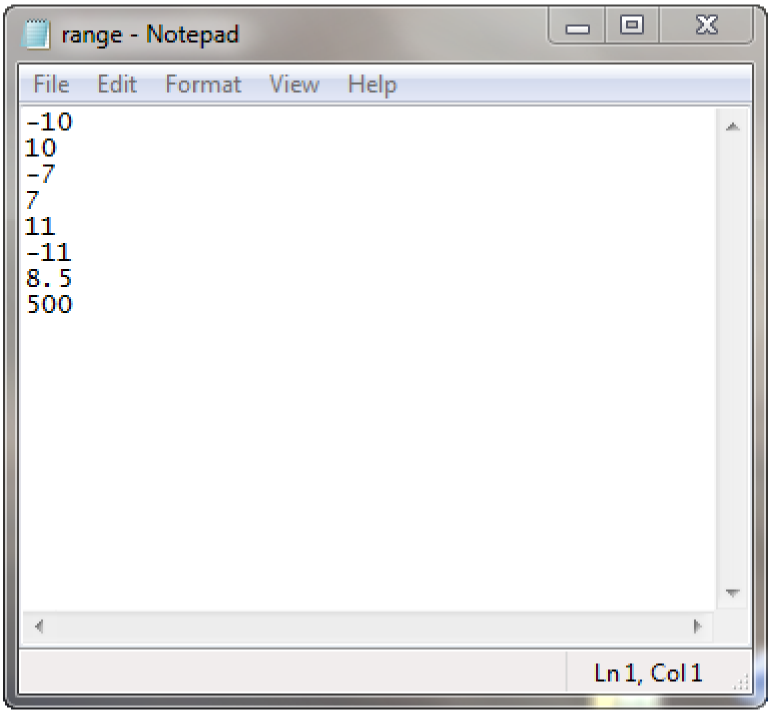
Το πρώτο αρχείο που χρησιμοποιείται είναι το swarm_char.txt, το οποίο έχει την δομή που φαίνεται στην Εικόνα 20.



Εικόνα 20: Αρχείο swarm_char

Στην πρώτη γραμμή του αρχείου ορίζεται ο αριθμός των ατόμων στο σμήνος, ενώ στη δεύτερη το μέγεθος του κάθε ατόμου. Στην τρίτη γραμμή του αρχείου υπάρχει ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, στον οποίο τερματίζεται ο αλγόριθμος του PSO, και τέλος στην τέταρτη σειρά ορίζεται ένα ελάχιστο σφάλμα το οποίο αν επιτευχθεί πριν ο αλγόριθμος φτάσει τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων, ο αλγόριθμος τερματίζεται.

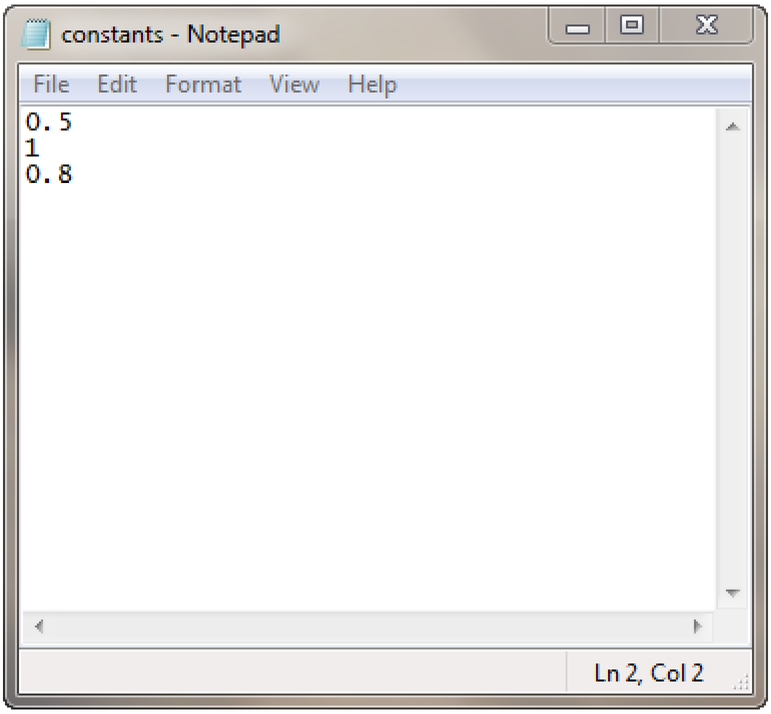
Το επόμενο αρχείο που χρησιμοποιείται είναι το range.txt (Εικόνα 21)



Εικόνα 21: Αρχείο range

Σε αυτό το αρχείο προσδιορίζονται τα όρια μέσα στα οποία δημιουργούνται οι τυχαίες θέσεις και οι τυχαίες ταχύτητες των σωματιδίων, όταν αυτά αρχικοποιούνται. Έτσι, στις δύο πρώτες γραμμές του αρχείου υπάρχει η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή της θέσης των σωματιδίων που μπορούν να υπάρχουν κατά τη διάρκεια της αρχικοποίησης, ενώ στην επόμενη καταγράφεται η αντίστοιχη ελάχιστη και μέγιστη τιμή της ταχύτητας. Στη συνέχεια προσδιορίζονται οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές της θέσης και η μέγιστη τιμή της ταχύτητας που μπορούν να υπάρξουν κατά τη διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου. Στην τελευταία γραμμή του αρχείου προσδιορίζεται ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων στις οποίες αν δεν έχει βρεθεί καλύτερη λύση για κάποιο σωματίδιο, η θέση του σωματιδίου αυτού γίνεται τυχαία.

Το τελευταίο αρχείο εισόδου είναι το constants.txt, στο οποίο προσδιορίζονται κάποιες σταθερές, απαραίτητες για την εκτέλεση του προγράμματος. Η δομή του φαίνεται στην Εικόνα 22.

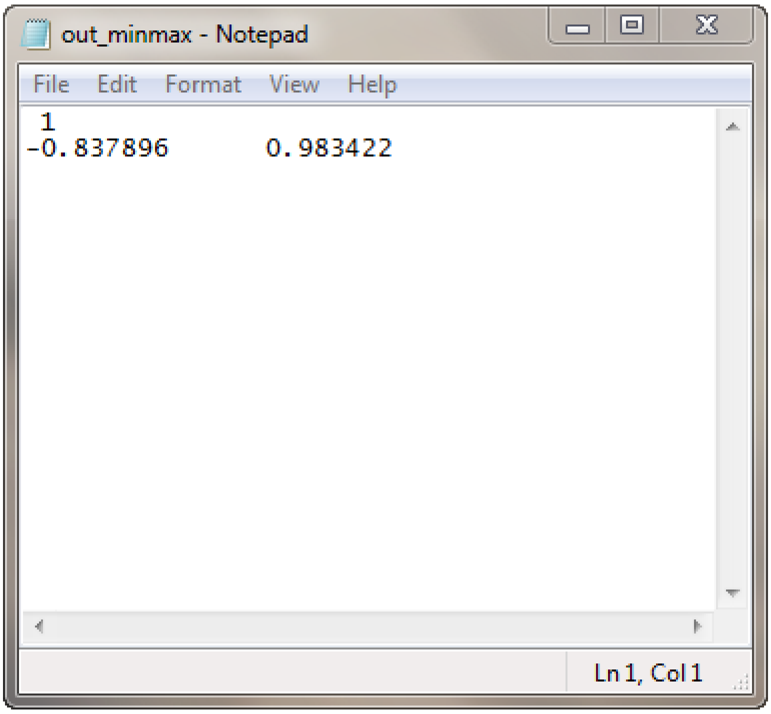


Εικόνα 22: Αρχείο constants

Στις δύο πρώτες γραμμές του αρχείου αυτού προσδιορίζονται οι τιμές των σταθερών c_1 και c_2, ενώ στην τρίτη υπάρχει η τιμή του βάρους αδράνειας w. Το αρχείο αυτό χρησιμοποιείται μόνο κατά την εκτέλεση του κλασσικού αλγορίθμου PSO.

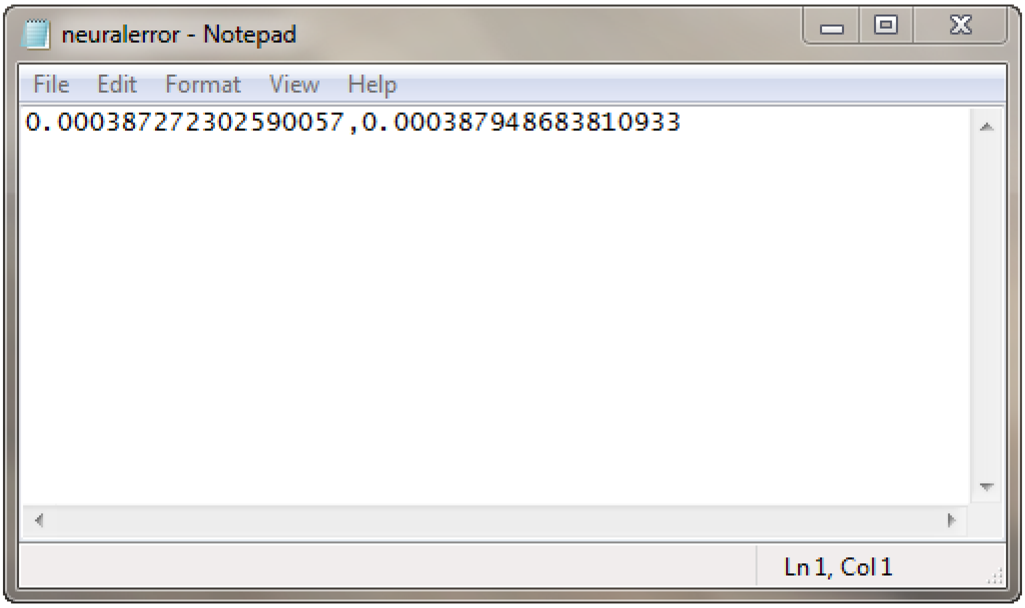
Τα αρχεία που προκύπτουν από τη διαδικασία της εκπαίδευσης είναι δύο.

Στο αρχείο out_minmax.txt καταγράφονται οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές εξόδου, και είναι ουσιαστικά αντίστοιχο με το αρχείο initialize.txt αλλά για τις τιμές εξόδου. Το αρχείο αυτό έχει την δομή που φαίνεται στην Εικόνα 23.



Εικόνα 23: Αρχείο out_minmax

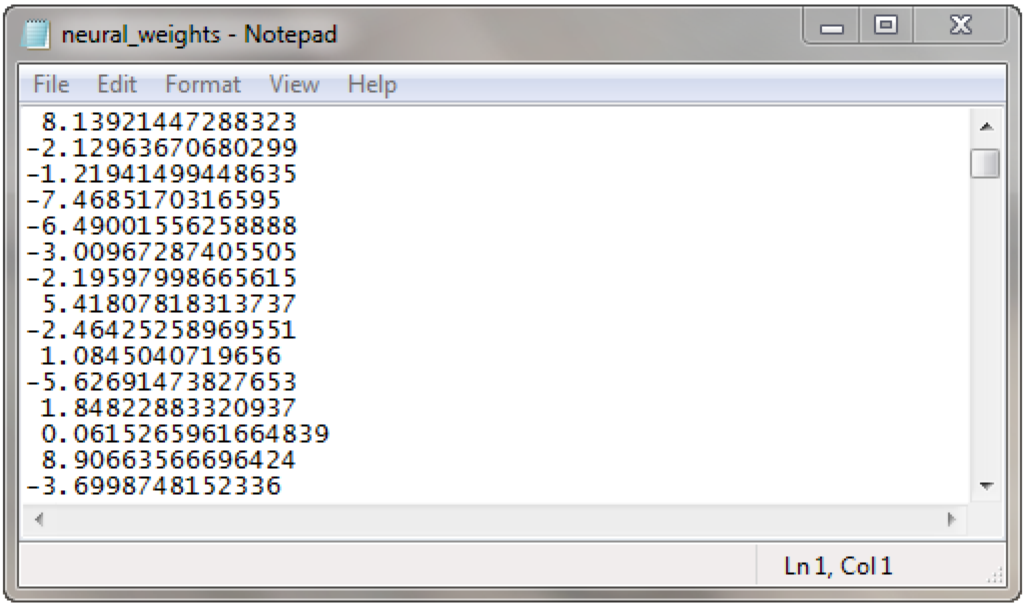
Επιπλέον αυτού του αρχείου, προκύπτει και το neuralerror.txt στο οποίο καταγράφονται οι τιμές των σφαλμάτων εκπαίδευσης και αξιολόγησης, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 24.



Εικόνα 24: Αρχείο neural error

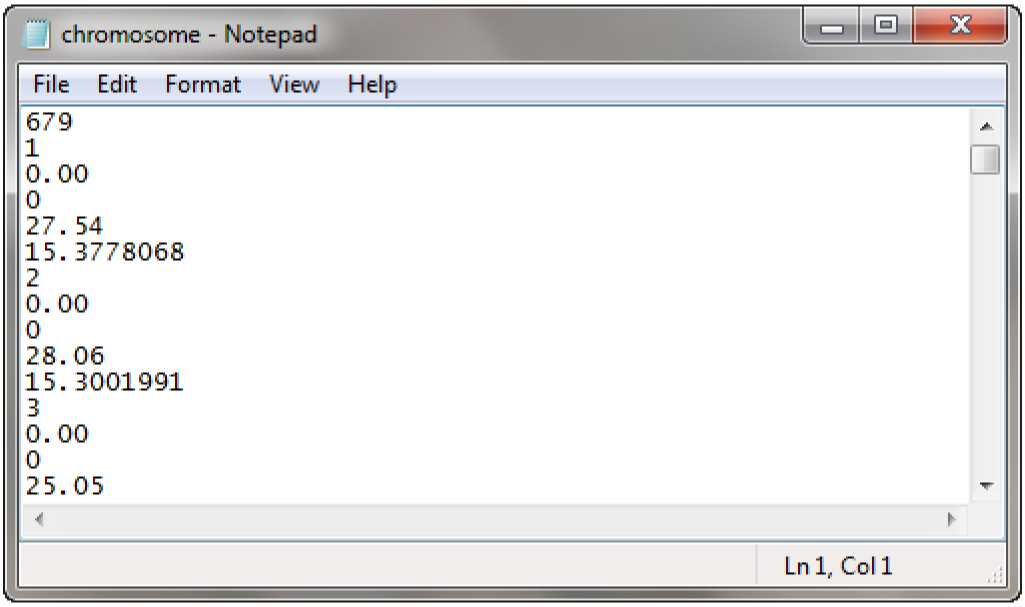
Η τιμή του σφάλματος εκπαίδευσης δείχνει εάν το δίκτυο έχει καταφέρει να προσομοιώσει επαρκώς τις τιμές με τις οποίες έχει εκπαιδευτεί. Όμως επειδή κατά την διαδικασία εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου υπάρχει ο κίνδυνος υπερεκπαίδευσης, δεν αρκεί απλά η ελαχιστοποίηση της τιμής του σφάλματος εκπαίδευσης για να θεωρηθεί επιτυχημένη η διαδικασία. Το σφάλμα αξιολόγησης θεωρείται εξίσου σημαντικό, αφού δείχνει το πόσο καλά μπορεί το νευρωνικό δίκτυο να προσομοιώσει τιμές για τις οποίες δεν έχει εκπαιδευτεί και για αυτόν το λόγο θεωρείται μια καλή ένδειξη για το αν η σχέση που έχει προκύψει από το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα ικανοποιητικό μαθηματικό ανάλογο του φυσικού συστήματος.

Τα συναπτικά βάρη των κόμβων που προκύπτουν από την διαδικασία της εκπαίδευσης καταγράφονται στο αρχείο neural_weights.txt. Το αρχείο αυτό χρησιμοποιείται ως αρχείο εισόδου κατά τη διαδικασία της αξιολόγησης. Η δομή του αρχείου αυτού φαίνεται στην Εικόνα 25.


neural_weights - Notepad
File Edit Format View Help
```
 8.13921447288323
-2.12963670680299
-1.21941499448635
-7.4685170316595
-6.49001556258888
-3.00967287405505
-2.19597998665615
 5.41807818313737
-2.46425258969551
 1.0845040719656
-5.62691473827653
 1.84822883320937
 0.0615265961664839
 8.90663566696424
-3.6998748152336
```
Ln 1, Col 1

Εικόνα 25: Αρχείο neural_weights

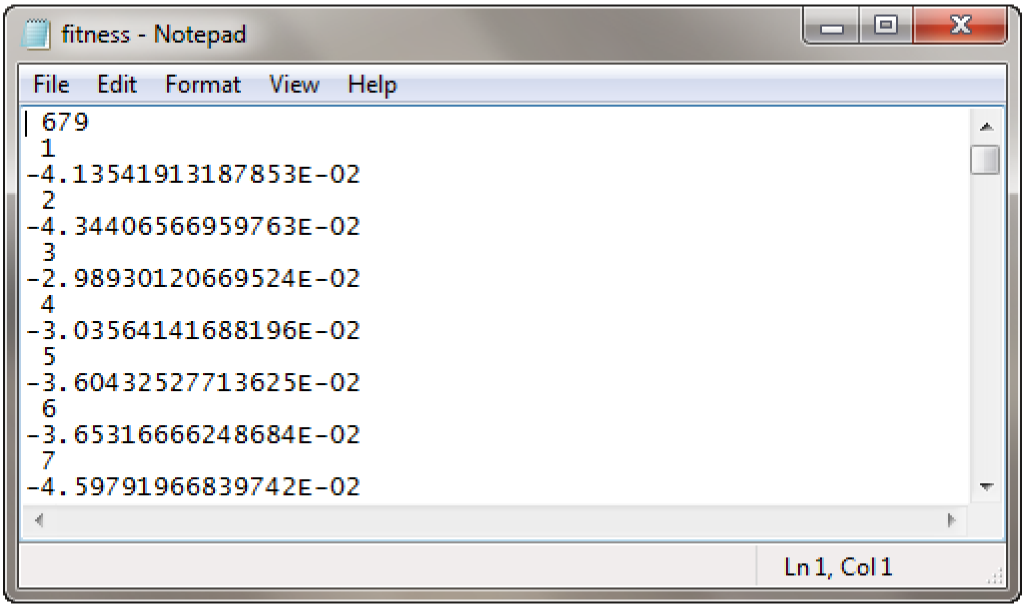
Το επόμενο αρχείο που προκύπτει από την διαδικασία εκπαίδευσης είναι το chromosome.txt. Σε αυτό το αρχείο υπάρχουν τα δεδομένα εισόδου χωρίς τις προσομοιωμένες τιμές των παραμέτρων εξόδου και πρόκειται για το αρχείο εισόδου κατά τη φάση της αξιολόγησης. Η μορφή του αρχείου φαίνεται στην Εικόνα 26.



Εικόνα 26: Αρχείο chromosome

Αρχικά εμφανίζεται ο αριθμός των σειρών δεδομένων εισόδου και ακολουθεί ο αύξων αριθμός της σειράς δεδομένων και στη συνέχεια οι τιμές για κάθε παράμετρο εισόδου.

Το αρχείο που προκύπτει από κατά την λειτουργία αξιολόγησης είναι το fitness.txt, στο οποίο περιέχονται οι προσομοιωμένες από το νευρωνικό δίκτυο τιμές εξόδου. Μια τυπική μορφή του αρχείου για νευρωνικό δίκτυο με μια παράμετρο εξόδου φαίνεται στην Εικόνα 27.



Εικόνα 27: Αρχείο fitness

Στη πρώτη γραμμή του αρχείου εμφανίζεται ο αριθμός των σειρών δεδομένων, ακολουθεί ο αύξων αριθμός της σειράς και η προσομοιωμένη τιμή της παραμέτρου εξόδου, στη συγκεκριμένη περίπτωση η διαφορά στάθμης.

3.4 Επιλογή παραμέτρων

3.4.1 Επιλογή παραμέτρων για το νευρωνικό δίκτυο

Το νευρωνικό δίκτυο που θα χρησιμοποιηθεί θα έχει 2 κρυφά επίπεδα, ενώ παράμετροι όπως ο αριθμός των κόμβων σε κάθε επίπεδο έχουν προσδιοριστεί από προηγούμενη διπλωματική εργασία (Μουτζούρης, 2010) ως βέλτιστες για την περιοχή όπου γίνεται η προσομοίωση και για τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιούνται, χρησιμοποιώντας την μέθοδο της οπίσθια διάδοσης του σφάλματος.

Σκοπός της παραπάνω διπλωματικής εργασίας ήταν να βρεθεί κατά πόσο είναι αποτελεσματική η χρήση νευρωνικών δικτύων για τη μοντελοποίηση της υδραυλικής στάθμης.

Παράμετροι όπως η εισαγωγή του αριθμού της ημέρα στα δεδομένα εισόδου, η βέλτιστη χρονική υστέρηση και ο αριθμός των κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα μελετήθηκαν.

Για την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων εκπαίδευσης και αξιολόγησης του νευρωνικού δικτύου μελετάται η περίπτωση εισαγωγής ως όρισμα εισόδου ο αριθμός της ημέρας, ενώ αναζητάται και ο βέλτιστος συντελεστής συσχέτισης μεταξύ της διαφοράς στάθμης και των βροχοπτώσεων.

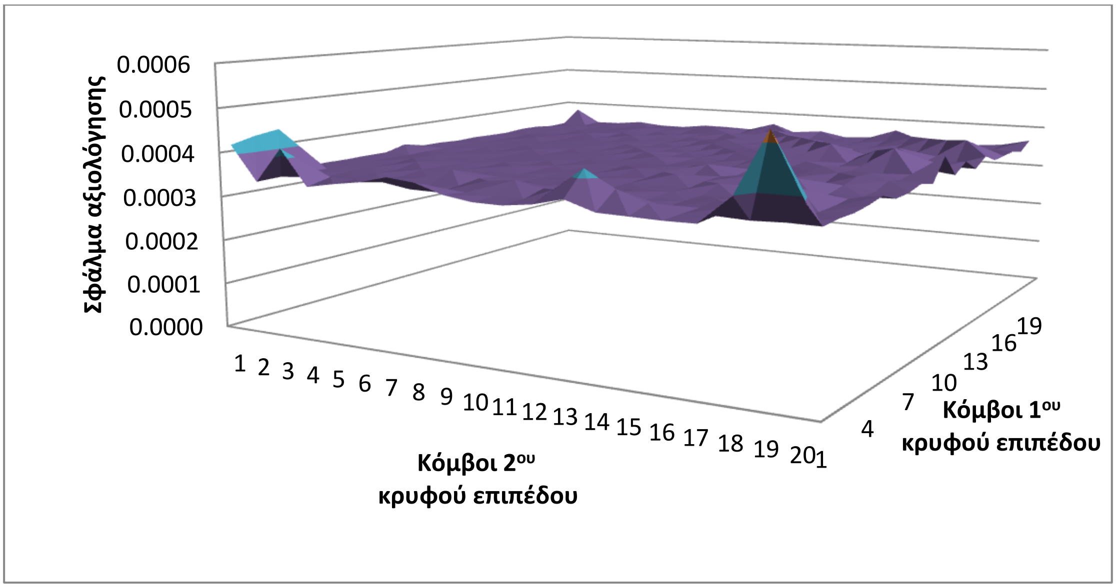
Η εισαγωγή του αριθμού της ημέρας στα δεδομένα εισόδου δεν επέφερε καλύτερα αποτελέσματα και για αυτό το λόγο δεν χρησιμοποιήθηκε. Συγκεκριμένα τα σφάλματα εκπαίδευσης και δοκιμής στην περίπτωση χρήσης του αριθμού ημέρας ήταν αισθητά μεγαλύτερα.

Η χρονική υστέρηση μεταξύ της βροχόπτωσης και της μεταβολής της στάθμης του υπόγειου νερού, δηλαδή το χρονικό διάστημα που χρειάζεται για να διεισδύσει η βροχή στο έδαφος και να φτάσει στον υδροφορέα υπολογίστηκε μέσω του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ της διαφοράς στάθμης και των βροχοπτώσεων. Ο συντελεστής συσχέτισης δίνεται από την εξίσωση 3.3 (Trichakis et al., 2009)

$$Correl(A,B) = \frac{\sum(a-\bar{a})\cdot(b-\bar{b})}{\sqrt{\sum(a-\bar{a})^2\cdot(b-\bar{b})^2}} \quad (3.3)$$

Όπου a,b είναι οι τιμές και ā, $\bar{b}$ οι μέσες τιμές των χρονοσειρών A και B αντίστοιχα. Έτσι προέκυψε ότι η χρονική υστέρηση είναι μια μέρα για κάθε σταθμό βροχόπτωσης.

Στη συνέχεια είχε εξεταστεί ο αριθμός των κόμβων στα κρυφά επίπεδα, μεταβάλλοντας τον αριθμό των κόμβων για τα δύο κρυφά επίπεδα από 1-20, κρατώντας σταθερό τον αριθμό των επαναλήψεων στις 3000. Με αυτό τον τρόπο προέκυψε το Διάγραμμα 1.



Διάγραμμα 1: Αναπαράσταση σφάλματος αξιολόγησης για κόμβους κρυφών επιπέδων N_1 και N_2 από 1-20 αντίστοιχα και επαναλήψεις 3000 (Μουτζούρης, 2010)

Για 19 κόμβους στο 1^o κρυφό επίπεδο και 5 στο 2^o υπολογίστηκε το μικρότερο σφάλμα εκπαίδευσης το οποίο είναι ίσο με $4.56\cdot10^{-4}$ ενώ το αντίστοιχο σφάλμα δοκιμής είναι $3.47\cdot10^{-4}$.

3.4.2 Επιλογή παραμέτρων για τη βελτιστοποίηση με σμήνος σωματιδίων

Μέγεθος σμήνους

Το μέγεθος του σμήνους των σωματιδίων που θα χρησιμοποιηθεί είναι από τους βασικούς παράγοντες που πρέπει να οριστεί από τον χρήστη. Όσο μεγαλύτερο είναι το σμήνος, τόσο μεγαλύτερη είναι η διασπορά των σωματιδίων στο χώρο αναζήτησης, δεδομένης μιας ομοιόμορφης κατανομής στο χώρο. Παρόλα αυτά, ένα μεγάλο σμήνος αυξάνει σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο που απαιτείται για την εξεύρεση ικανοποιητικής λύσης.

Το μέγεθος του σμήνους, όμως, δεν πρέπει να εξετάζεται ανεξάρτητα από τον αριθμό των επαναλήψεων, καθώς η διαδικασία είναι που απαιτεί τον περισσότερο χρόνο κατά την εκτέλεση του προγράμματος είναι ο υπολογισμός της αντικειμενικής συνάρτησης.

Ένα μεγάλο μέγεθος σμήνους απαιτεί λιγότερες επαναλήψεις, για να βρει ικανοποιητική λύση. Αντίθετα, ένα μικρό σμήνος θα χρειαστεί πολύ περισσότερες επαναλήψεις για να καταλήξει στο ίδιο αποτέλεσμα, ενώ υπάρχει περίπτωση να μην καταλήξει σε λύση που να είναι μέσα στα όρια ανοχής που έχουν προσδιοριστεί από τον χρήστη.

Για τα περισσότερα προβλήματα ένα σμήνος απαρτιζόμενο από 10-60 σωματίδια θεωρείται ικανοποιητικό (Poli et al., 2007), αλλά για πολύπλοκα προβλήματα ένα σμήνος μεγέθους 40-60 σωματιδίων είναι πιο πιθανό να βρει ικανοποιητική λύση. Ένας μεγαλύτερος αριθμός ατόμων στο σμήνος δε συνεπάγεται και βελτίωση της επίδοσης της μεθόδου, ενώ αυξάνει και το υπολογιστικό κόστος (Clerc, 1999).

Το μέγεθος του σμήνους που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία κυμαίνεται από 20-60 σωματίδια.

Αριθμός επαναλήψεων

Ο αριθμός των επαναλήψεων πρέπει να είναι τέτοιος ούτως ώστε να καταλήγει σε ικανοποιητικό αποτέλεσμα χωρίς όμως να αυξάνεται υπερβολικά ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου. Παράλληλα αναμένεται όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των επαναλήψεων τόσο πιο μικρά να είναι το σφάλμα.

Ο αριθμός των επαναλήψεων που έγιναν κυμαίνεται από τις 10000 μέχρι τις 50000 επαναλήψεις.

Μέγιστη και ελάχιστη τιμή της θέσης

Το εύρος μέσα στο οποίο θα γίνει η αρχικοποίηση των τιμών για την θέση των σωματιδίων πρέπει να είναι τέτοιο ώστε να προσφέρει μια καλή κατανομή των σωματιδίων στο χώρο αναζήτησης της λύσης. Καθώς αναφερόμαστε στα συναπτικά βάρη του νευρωνικού δικτύου, οι θέσεις των σωματιδίων δεν πρέπει να είναι μεγάλες καθώς στη περίπτωση αυτή το νευρωνικό δίκτυο είναι ασταθές. Συγκεκριμένα αν μια τιμή βάρους είναι πολύ μεγάλη τότε σημαίνει ότι το νευρωνικό δίκτυο δίνει ιδιαίτερη σημασία σε κάποια παράμετρο, με κίνδυνο να μην λαμβάνει υπόψη κάποιες άλλες. Το γεγονός αυτό έχει ως αποτέλεσμα το δίκτυο να μεροληπτεί. Για αυτό το λόγο επιλέχθηκε το εύρος -11 – 11 μέσα στο οποίο πρέπει να βρίσκονται όλες οι τιμές για τη θέση των σωματιδίων.

Εύρος τιμών για την θέση των αρχικών σημείων

Κατά την αρχικοποίηση των τιμών για τα θέση και για τη ταχύτητα των σωματιδίων υπάρχει κίνδυνος κάποια σωματίδια να βρεθούν πολύ κοντά στα όρια του χώρου αναζήτησης, με αποτέλεσμα από την πρώτη επανάληψη του αλγορίθμου να βγουν εκτός του χώρου αναζήτησης. Για αυτό το ορίζεται ένα εύρος για τις τιμές της θέση των αρχικών σημείων, λίγο μικρότερο από την μέγιστη και την ελάχιστη τιμή της θέσης, και συγκεκριμένα στο εύρος -10 – 10.

Μέγιστη ταχύτητα

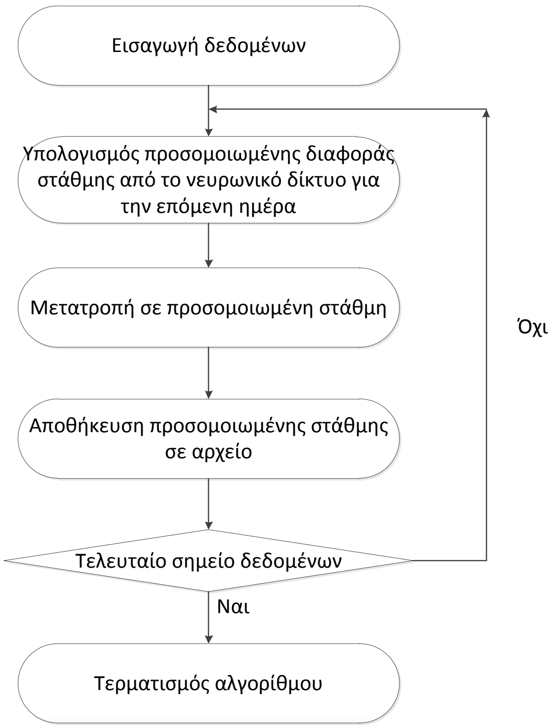
Η μέγιστη ταχύτητα πρέπει να οριστεί έτσι ώστε τα σωματίδια να μην κινούνται με μεγάλη ταχύτητα και να βγαίνουν πολύ συχνά από τον χώρο που αναζητάτε η λύση. Ένας εμπειρικός τρόπος για τον προσδιορισμό της μέγιστης ταχύτητας (Clerc, 2005) προτείνει η ταχύτητα αυτή να είναι ίση με το μισό της διαφοράς της μέγιστης από την ελάχιστη τιμή της επιτρεπόμενης θέσης των σωματιδίων. Έτσι, η μέγιστη ταχύτητα που επιλέχθηκε είναι ίση με 10.

Εύρος τιμών για την αρχική ταχύτητα

Το εύρος των αρχικών ταχυτήτων πρέπει και αυτό να οριστεί από τον χρήστη, έτσι ώστε τα σωματίδια να μην έχουν ταχύτητα που να μπορεί με μια επανάληψη να τα βγάλει εκτός του χώρου αναζήτησης. Έτσι ορίζεται η μέγιστη και η ελάχιστη ταχύτητα χρησιμοποιώντας τη μέγιστη τιμή της ταχύτητας και μειώνοντας την κατά λίγο έτσι ώστε κατά την αρχικοποίηση των τιμών κανένα σωματίδιο να μην έχει τη μέγιστη ταχύτητα. Για αυτό το λόγω το εύρος των ταχυτήτων ορίζεται στο -7 – 7.

3.5 Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη

Κατά τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της στάθμης του πηγαδιού παρατήρησης χρησιμοποιήθηκε το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο σε συνδυασμό με το αρχικό υδραυλικό ύψος στο πηγάδι παρατήρησης και όχι με το υδραυλικό ύψος της προηγούμενης ημέρας. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε φαίνεται στο διάγραμμα ροής της Εικόνας 28.

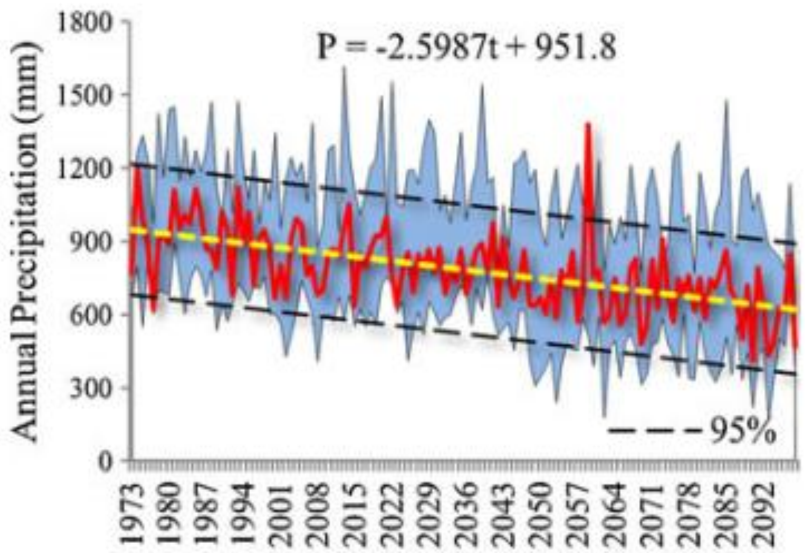


Εικόνα 28: Διάγραμμα ροής Μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης

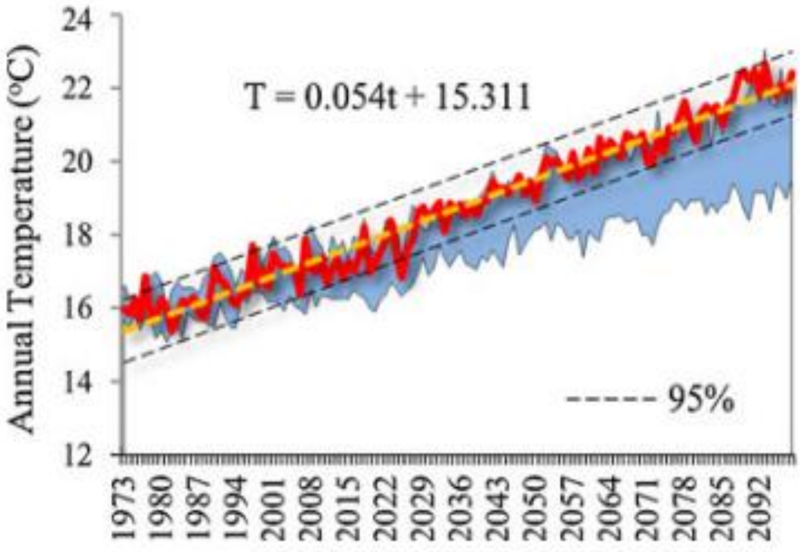
Χρησιμοποιώντας τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη μπορεί να επιβεβαιωθεί η ικανότητα του μοντέλου να περιγράψει το φυσικό σύστημα. Σε περίπτωση που το σφάλμα στο τέλος της περιόδου πρόβλεψης έχει συσσωρευτεί τότε συμπεραίνεται ότι το νευρωνικό δίκτυο έχει την τάση να υποεκτιμά ή να υπερεκτιμά συστηματικά τις παρατηρημένες τιμές.

3.6 Σενάρια κλιματικής αλλαγής

Σύμφωνα με τους Tsanis et al. (2011) για την περίοδο 2010-2040 αναμένεται μείωση της μέσης βροχόπτωσης στην Κρήτη κατά 12 (±25)% , ενώ η θερμοκρασία αναμένεται να αυξηθεί κατά 1.9 (±0.8)^{o}C. Τα σενάρια κλιματικής αλλαγής που εξετάστηκαν αφορούν την περίοδο 2010-2020, όπου μείωση της βροχόπτωσης και η αύξηση της θερμοκρασία ανά έτος προκύπτουν από τις Εικόνες 29 και 30, χρησιμοποιώντας την κλίση των διαγραμμάτων τους.



Εικόνα 29: Διάγραμμα μεταβολής βροχόπτωσης για την Κρήτη (Tsanis et al., 2011)



Εικόνα 30:Διάγραμμα μεταβολής μέσης θερμοκρασίας για την Κρήτη (Tsanis et al., 2011)

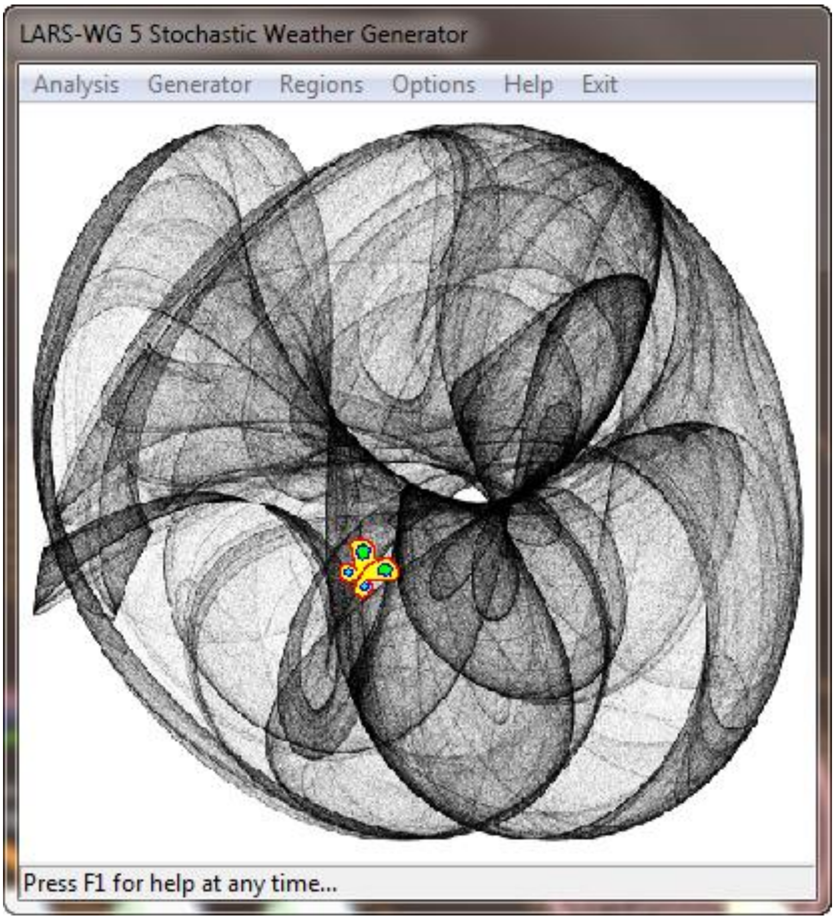
Για τον προσδιορισμό των χρονοσειρών θερμοκρασίας και βροχόπτωσης για κάθε έτος, εφαρμόζονται οι εξισώσεις του κάθε διαγράμματος για t=0 το 2008, δηλαδή το έτος που υπάρχει η τελευταία γνωστή χρονοσειρά. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, το σύνολο της βροχόπτωσης ήταν ίσο με 739.8mm για τον Αλικιανό και 587.4mm για τον Σαμωνά, οπότε και η εξίσωση της βροχόπτωσης μετατρέπεται σε P=-2.598t+739.8 για τον Αλικιανό και P=-2.598t+587.4 για τον Σαμωνά. Έτσι το t αντιπροσωπεύει τον αριθμό των ετών που απέχει η πρόβλεψη της βροχόπτωσης από το έτος 2008. Με αυτό τον τρόπο προκύπτει και η ποσοστιαία διαφορά μεταξύ του 1^{ου} έτους προσομοίωσης και των υπολοίπων.

Για την θερμοκρασία, όσο αφορά την τελευταία χρονοσειρά, η μέση θερμοκρασία ήταν ίση με 18.24^{o}C, οπότε η εξίσωση που προκύπτει είναι η T=0.054t+18.24.

Παρόλα αυτά τα παραπάνω στοιχεία δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα στα δεδομένα που υπάρχουν, καθώς πρέπει να ληφθούν υπόψη τα υγρά και τα ξηρά έτη, καθώς επίσης και το γεγονός ότι στα επόμενα χρόνια αναμένονται λιγότερα, αλλά πιο έντονα γεγονότα βροχόπτωσης. Επιπλέον, η μείωση της βροχόπτωσης αναφέρεται στη μέση βροχόπτωση και όχι σε κάθε γεγονός ξεχωριστά.

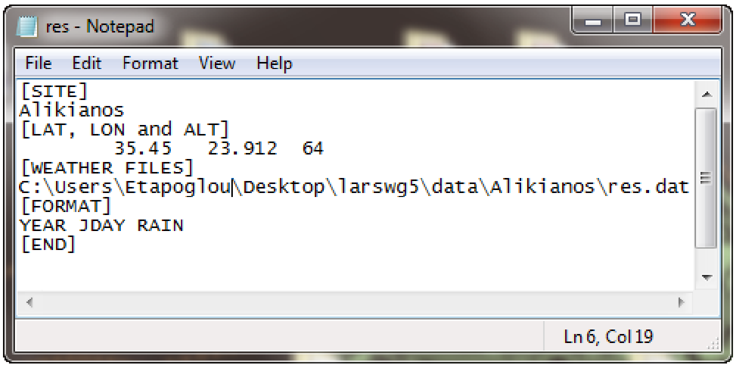
Έτσι, για να δημιουργήσουμε τις χρονοσειρές, χρησιμοποιείται μια στοχαστική γεννήτρια καιρού για την προσομοίωση δεδομένων καιρού σε μια συγκεκριμένη περιοχή, το πρόγραμμα LARS-WG 5. (Semenov & Barrow, 1997, Semenov & Barrow, 2002). Χρησιμοποιώντας αυτό το πρόγραμμα μπορούν να εξαχθούν χρονοσειρές με ίδια στατιστικά χαρακτηριστικά με τα ήδη υπάρχοντα δεδομένα.

Η διαδικασία που ακολουθείται αποτελείται από δύο βήματα, την ανάλυση των χαρακτηριστικών των ήδη υπαρχόντων δεδομένων (Site Analysis), και την κατασκευή των χρονοσειρών (Generator), όπου χρησιμοποιούνται τα αρχεία που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων για την κατασκευή συνθετικών δεδομένων που αντιστοιχούν σε διάφορα κλιματικά σενάρια.



Εικόνα 31: Αρχικό παράθυρο προγράμματος LARS –WG 5

Κατά τη διαδικασία ανάλυσης των δεδομένων που έχουν παρατηρηθεί στην περιοχή μελέτης, χρειάζονται δύο αρχεία. Στο πρώτο αρχείο αναφέρει το όνομα της τοποθεσίας που μελετάται, καθώς επίσης και οι συντεταγμένες του. Ακολουθεί το σημείο στο οποίο είναι αποθηκευμένα τα δεδομένα εισόδου και η δομή του αρχείου. Στην Εικόνα 32 παρουσιάζεται το αρχείο που χρησιμοποιήθηκε για την περιοχή του Αλικιανού, όπου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα για το έτος που αντιστοιχούν τα δεδομένα, ο αριθμός της ημέρας στη διάρκεια του έτους και η βροχόπτωση για τη δεδομένη ημέρα.



res - Notepad

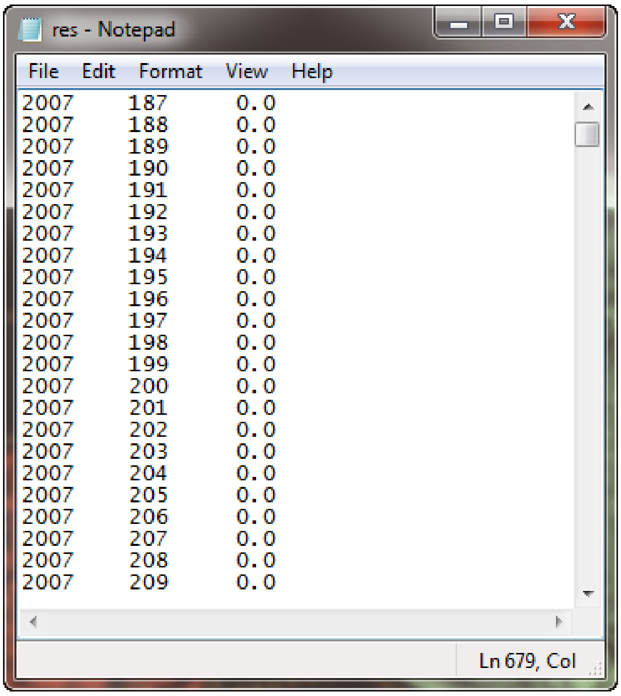
File Edit Format View Help

```
[SITE]
Alikianos
[LAT, LON and ALT]
        35.45   23.912   64
[WEATHER FILES]
C:\Users\Etapoglou\Desktop\larswg5\data\Alikianos\res.dat
[FORMAT]
YEAR JDAY RAIN
[END]
```

Ln 6, Col 19

Εικόνα 32: 1ο αρχείο εισόδου στη διαδικασία ανάλυσης των δεδομένων

Το δεύτερο αρχείο περιλαμβάνει τα δεδομένα αυτά καθ’αυτά, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 33.



res - Notepad

File Edit Format View Help

```
2007    187    0.0
2007    188    0.0
2007    189    0.0
2007    190    0.0
2007    191    0.0
2007    192    0.0
2007    193    0.0
2007    194    0.0
2007    195    0.0
2007    196    0.0
2007    197    0.0
2007    198    0.0
2007    199    0.0
2007    200    0.0
2007    201    0.0
2007    202    0.0
2007    203    0.0
2007    204    0.0
2007    205    0.0
2007    206    0.0
2007    207    0.0
2007    208    0.0
2007    209    0.0
```

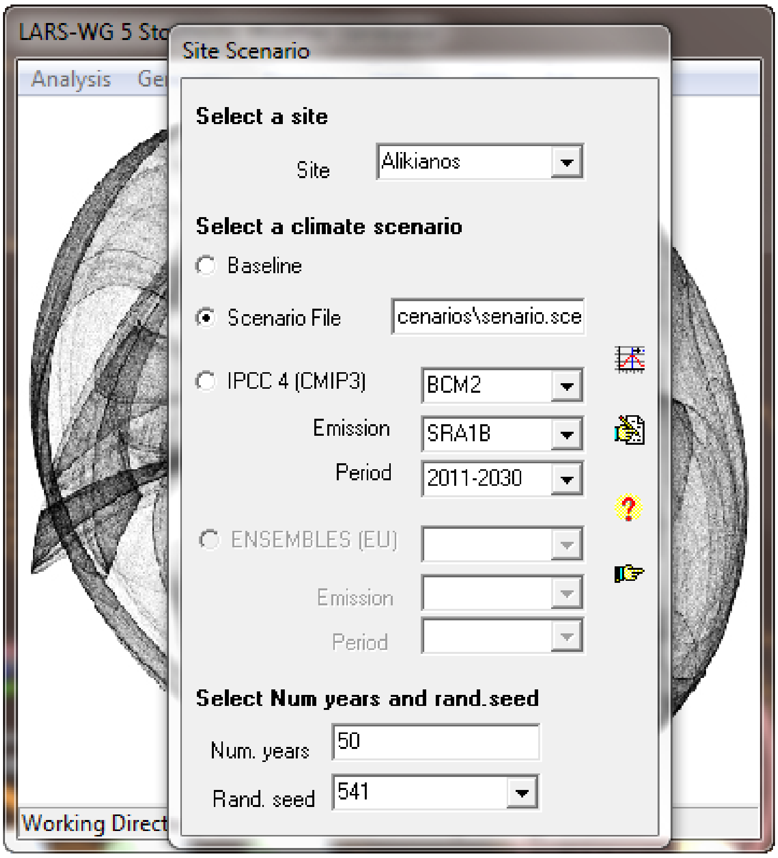
Ln 679, Col

Εικόνα 33: 2ο αρχείο εισόδου στη διαδικασία ανάλυσης των δεδομένων

Τα δεδομένα εισόδου που μπορούν να χρησιμοποιηθούν περιλαμβάνουν την βροχόπτωση, τη μέγιστη και την ελάχιστη θερμοκρασία, την ηλιακή ακτινοβολία και τις ώρες ηλιοφάνειας ανά ημέρα. Το πρόγραμμα μπορεί να λειτουργήσει με οποιοδήποτε συνδυασμό δεδομένων, αλλά απαραίτητα είναι μόνο το έτος, ο αριθμός της ημέρας και η βροχόπτωση.

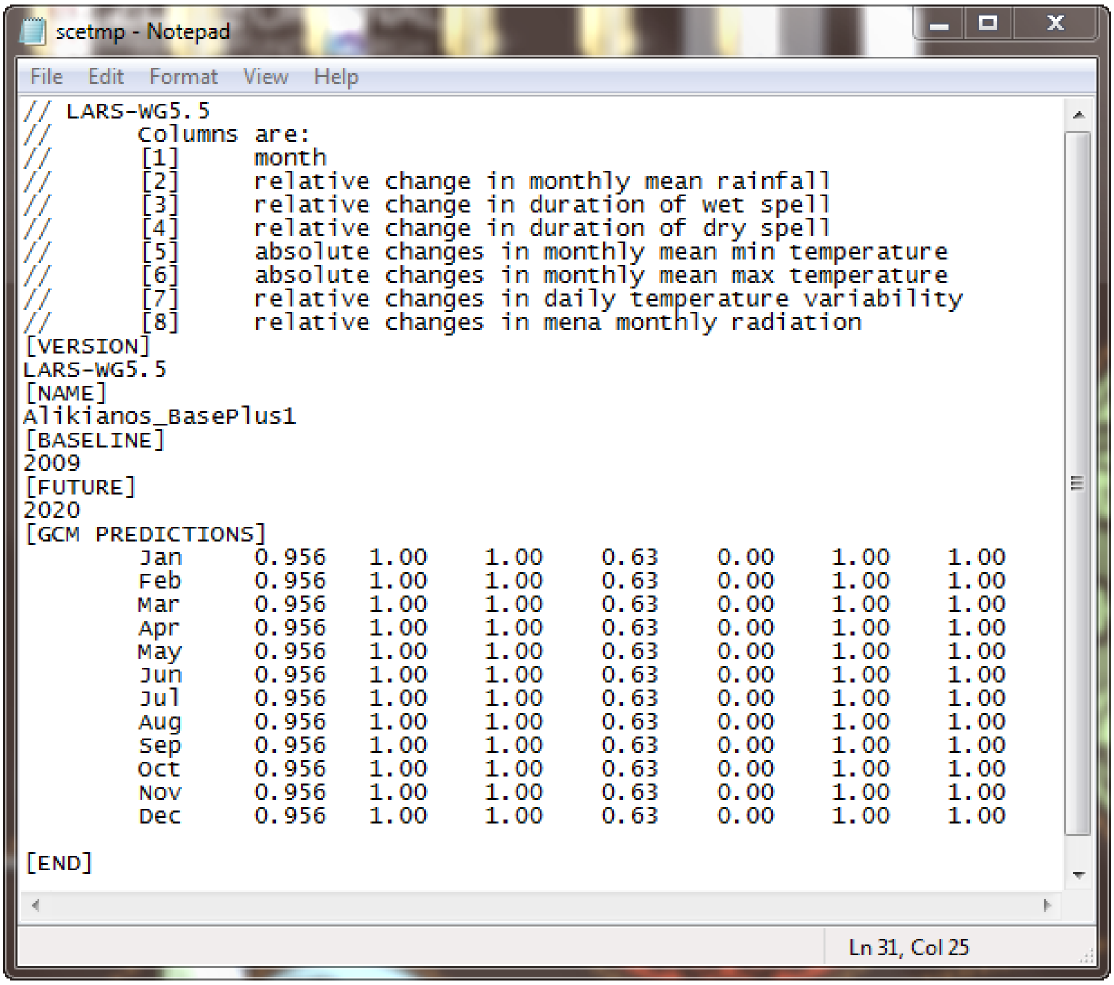
Τα αρχεία που προκύπτουν είναι τρία και περιέχουν πληροφορίες για τα ξηρά και υγρά έτη και τη συχνότητα εμφάνισης τους, στατιστικά χαρακτηριστικά ανά μήνα και τα απαραίτητα δεδομένα για την σύνθεση νέων χρονοσειρών, όπως η μέγιστη και η ελάχιστη βροχόπτωση.

Ακολουθεί η διαδικασία σχηματισμού των νέων χρονοσειρών. Με χρήση του προγράμματος μπορεί να δημιουργηθούν χρονοσειρές που να αναφέρονται στο παρόν ή και για κλιματικά σενάρια. Αυτό ορίζεται στην καρτέλα που φαίνεται στην Εικόνα 34, όπου αρχικά επιλέγεται η περιοχή για την οποία θα δημιουργηθούν τα δεδομένα, το σενάριο που θα ακολουθηθεί και ο αριθμός των χρονοσειρών που θα δημιουργηθούν. Τα σενάρια που μπορούν να επιλεχθούν είναι είτε κάποια έτοιμα του προγράμματος, τα οποία έχουν δομηθεί σύμφωνα με τα στοιχεία της Διακυβερνητικής Επιτροπή για την Αλλαγή του Κλίματος (Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC), είτε κάποιο σενάριο που έχει δημιουργηθεί από τον χρήστη.



Εικόνα 34: Δημιουργία χρονοσειρών

Στη συγκεκριμένη περίπτωση χρησιμοποιείται σενάριο που να συμφωνεί με τα δεδομένα που προέκυψαν από τους Tsanis et al. (2011). Το αρχείο που προέκυψε φαίνεται στην Εικόνα 35 και περιέχει δεδομένα για την μεταβολή διάφορων παραμέτρων, όπως η σχετική βροχόπτωση και η θερμοκρασία, ανά μήνα. Στη συγκεκριμένη εικόνα φαίνεται το αρχείο από το οποίο προκύπτει η βροχόπτωση στον Αλικιανό το 2020.



```
// LARS-WG5.5
//      Columns are:
//      [1]      month
//      [2]      relative change in monthly mean rainfall
//      [3]      relative change in duration of wet spell
//      [4]      relative change in duration of dry spell
//      [5]      absolute changes in monthly mean min temperature
//      [6]      absolute changes in monthly mean max temperature
//      [7]      relative changes in daily temperature variability
//      [8]      relative changes in mena monthly radiation
[VERSION]
LARS-WG5.5
[NAME]
Alikianos_BasePlus1
[BASELINE]
2009
[FUTURE]
2020
[GCM PREDICTIONS]
        Jan     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Feb     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Mar     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Apr     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        May     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Jun     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Jul     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Aug     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Sep     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Oct     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Nov     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00
        Dec     0.956   1.00    1.00    0.63    0.00    1.00    1.00

[END]
```


Εικόνα 35: Σενάριο κλιματικής αλλαγής

Το αρχείο εξόδου που προκύπτει από την παραπάνω διαδικασίας έχει την ίδια δομή με το αρχείο εισόδου που χρησιμοποιήθηκε κατά την στατιστική ανάλυση των δεδομένων εισόδου.

4. Αποτελέσματα

Η προτεινόμενη μεθοδολογία εφαρμόστηκε στην περιοχή Αγιάς Χανίων και εξήχθησαν αποτελέσματα που περιλαμβάνουν πληροφορίες για τον βέλτιστο τύπου αλγορίθμου PSO και για την αξία της εφαρμογής της προσομοίωσης.

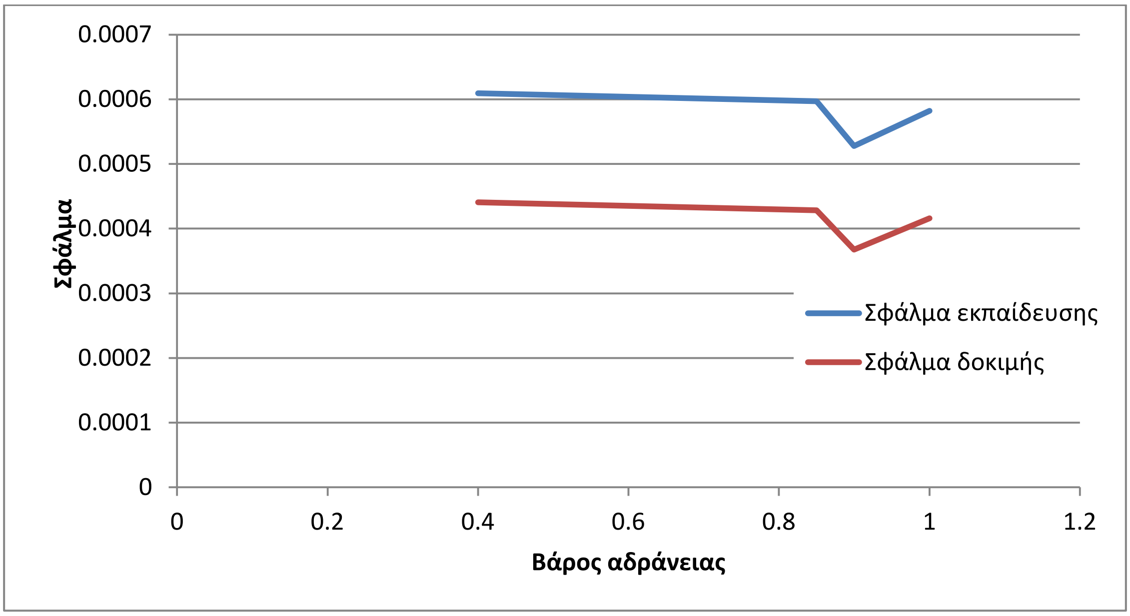
Αρχικά παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τρείς διαφορετικές παραλλαγές του αλγορίθμου βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων και στη συνέχεια χρησιμοποιείται αυτός με τα καλύτερα αποτελέσματα για τη διαδικασία βελτιστοποίησης των βαρών του νευρωνικού δικτύου. Για τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται παραθέτονται τα αποτελέσματα τόσο με τη μορφή διαφοράς στάθμης όσο και με τη μορφή υδραυλικής στάθμης. Τέλος γίνεται μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη, η οποία μπορεί να επιβεβαιώσει την εγκυρότητα του μοντέλου, αλλά και να χρησιμοποιηθεί για τη μελέτη σεναρίων.

4.1 Επιλογή αλγορίθμου εκπαίδευσης σμήνους σωματιδίων

Για την επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου έγιναν δοκιμές για τρείς διαφορετικές παραλλαγές του PSO. Οι περιπτώσεις που εξετάστηκαν ήταν ο κλασσικός αλγόριθμος, ο αλγόριθμος PSO – TVAC, και ο GLBest – PSO. Για αυτές τις δοκιμές θεωρήθηκε σταθερός ο αριθμός των επαναλήψεων (10000) και ο αριθμός των σωματιδίων στο σμήνος(20).

- Κλασσικός αλγόριθμος

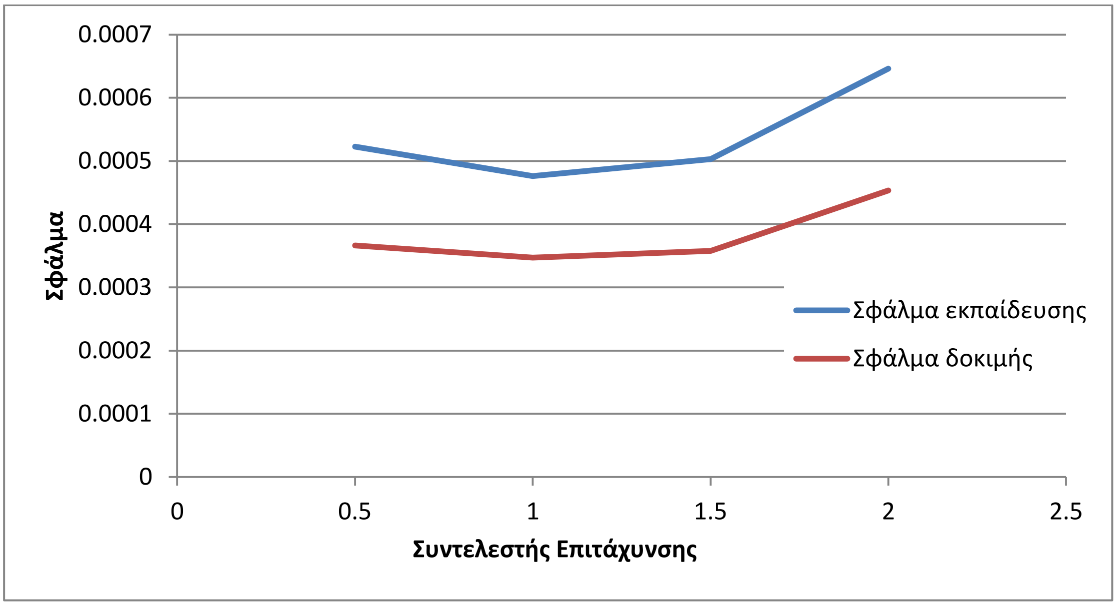
Στον κλασσικό αλγόριθμο οι παράμετροι που πρέπει να προσδιοριστούν είναι τρείς: το βάρος αδράνειας w και οι συντελεστές επιτάχυνσης c_1 και c_2. Για ένα μικρό αριθμό επαναλήψεων (10000) και για μικρό αριθμό σωματιδίων (20) έγινε ρύθμιση με δοκιμές του βάρους αδράνειας, κρατώντας σταθερές τις υπόλοιπες παραμέτρους. Στο Διάγραμμα 2 απεικονίζεται η εξέλιξη του σφάλματος εκπαίδευσης και δοκιμής σε σχέση με το βάρος αδράνειας.



Διάγραμμα 2: Ρύθμιση βάρους αδράνειας για τον κλασσικό αλγόριθμο PSO

Στο Διάγραμμα 2 παρατηρείται ταύτιση στη συμπεριφορά του σφάλματος δοκιμής και εκπαίδευσης για τα διάφορα βάρη αδράνειας. Επιπλέον, προκύπτει ότι το βέλτιστο βάρος αδράνειας είναι το 0.9, όπως έχει γενικά προταθεί και από τη βιβλιογραφία (Shi & Eberhart, 1998). Για μικρές τιμές του βάρους αδράνειας, κατά την ενημέρωση των ταχυτήτων, τα σωματίδια θα βασίζονται περισσότερο στην προηγούμενη ταχύτητα τους με αποτέλεσμα όλο το σμήνος να είναι διασκορπισμένο στο χώρο αναζήτησης και κατά συνέπεια αυξημένη ικανότητα εξερεύνησης του χώρου και καλύτερη αναζήτηση της βέλτιστης λύσης. Αντίθετα μικρότερες τιμές βάρους αδράνειας έχουν ως αποτέλεσμα μικρότερες διαφοροποιήσεις στην ταχύτητα και κατά συνέπεια βραδύτερη κίνηση των σωματιδίων και μεγαλύτερη ικανότητα εύρεσης της βέλτιστης λύσης σε τοπικό επίπεδο. Για αυτό το λόγο το σημείο για το οποίο παρατηρείται το καλύτερο αποτέλεσμα είναι αυτό για το οποίο επιτυγχάνεται ισορροπία μεταξύ της ικανότητας γενικής και τοπικής αναζήτησης, το οποίο σύμφωνα με τον Clerc (1999) βρίσκεται για τιμή w=0.8-1.

Με παρόμοιο τρόπο ρυθμίζονται και οι παράμετροι c_1 και c_2 και αφού εκτελεστεί ο κώδικας για διάφορες τιμές προέκυψε το Διάγραμμα 3. Οι τιμές που δοκιμάστηκαν ήταν ενδεικτικές και μόνο για $c_1 = c_2$, καθώς σε αυτό το στάδιο εκτιμάται το κατά πόσο ο αλγόριθμος δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα.



Διάγραμμα 3: Ρύθμιση συντελεστών επιτάχυνσης

Από το Διάγραμμα 3 προκύπτει ότι το καλύτερο αποτέλεσμα επιτυγχάνεται για $c_1 = c_2 = 1$, δηλαδή όσο επηρεάζει ένα άτομο η γνωστική συνιστώσα, άλλο τόσο το επηρεάζει και η κοινωνική.

Το καλύτερο αποτέλεσμα που επιτεύχθηκε με χρήση αυτού του αλγορίθμου είναι: σφάλμα εκπαίδευσης $4.7 \cdot 10^{-4}$ και σφάλμα δοκιμής $3.4 \cdot 10^{-4}$.

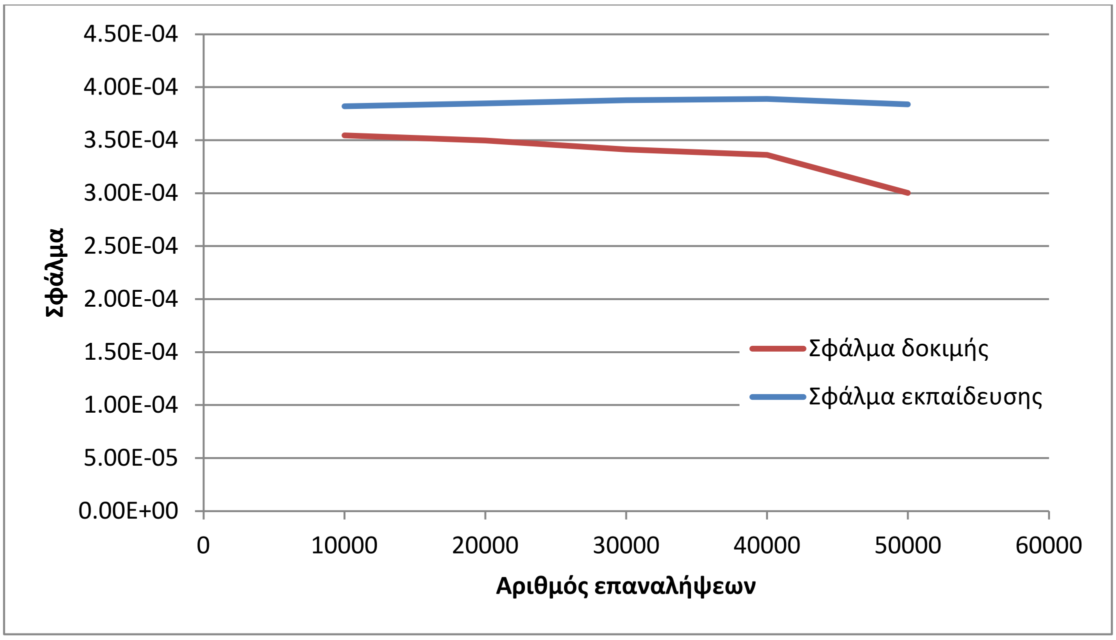
- PSO – TVAC

Στον αλγόριθμο αυτό οι συντελεστές επιτάχυνσης ορίζονται από τις σχέσεις 1.31 και 1.32. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία (Ratnaweera et al., 2004) ο συντελεστή c_1 αρχικά είναι 2.5 και μειώνεται μέχρι το 0.5, ενώ ο συντελεστής c_2 ξεκινάει από 0.5 και καταλήγει στη τιμή 2.5. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ανάλογα με την επανάληψη στην οποία είναι ο αλγόριθμος, να εστιάζεται η αναζήτηση στην καλύτερη τιμή του σμήνους ή στην καλύτερη τιμή του σωματιδίου αντίστοιχα.

- GLBest – PSO

Το πλεονέκτημα αυτού του αλγορίθμου είναι ότι οι παράμετροι προσδιορίζονται ανάλογα με τη θέση του κάθε σωματιδίου σε σχέση με το σωματίδιο που έχει το καλύτερο αποτέλεσμα την αντικειμενικής συνάρτησης και σύμφωνα με την εξίσωση 1.13.

Ο βασικός παράγοντας που πρέπει να ρυθμιστεί είναι ο αριθμός των επαναλήψεων. Για την επιλογή του κατάλληλου αριθμού επαναλήψεων έγιναν δοκιμές με διάφορα τιμές και κατασκευάστηκε το Διάγραμμα 4.



Διάγραμμα 4: Διάγραμμα καλύτερου σφάλματος δοκιμής και εκπαίδευσης προς τον αριθμό των επαναλήψεων.

Από το Διάγραμμα 4 προκύπτει ότι όσο μεγαλώνει ο αριθμός των επαναλήψεων τόσο μειώνεται το σφάλμα δοκιμής. Αντίθετα στο σφάλμα εκπαίδευσης παρατηρείται αρχικά μια άνοδος στην τιμή του και στη συνέχεια, μετά τις 40000 επαναλήψεις μειώνεται. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα στο μικρό αριθμό επαναλήψεων να υπάρχει καλύτερη εκπαίδευση, στα όρια όμως της υπερεκπαίδευσης καθώς το σφάλμα δοκιμής είναι μεγαλύτερο από ότι σε άλλες περιπτώσεις. Στη συνέχεια και όσο αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων, το δίκτυο αποκτά την ιδιότητα να γενικεύει τα αποτελέσματα καθώς το σφάλμα εκπαίδευσης είναι περίπου σταθερό ενώ το σφάλμα δοκιμής μειώνεται.

Τα αποτελέσματα από κάθε αλγόριθμο για μέγεθος σμήνους 20 και αριθμό επαναλήψεων 10000 φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

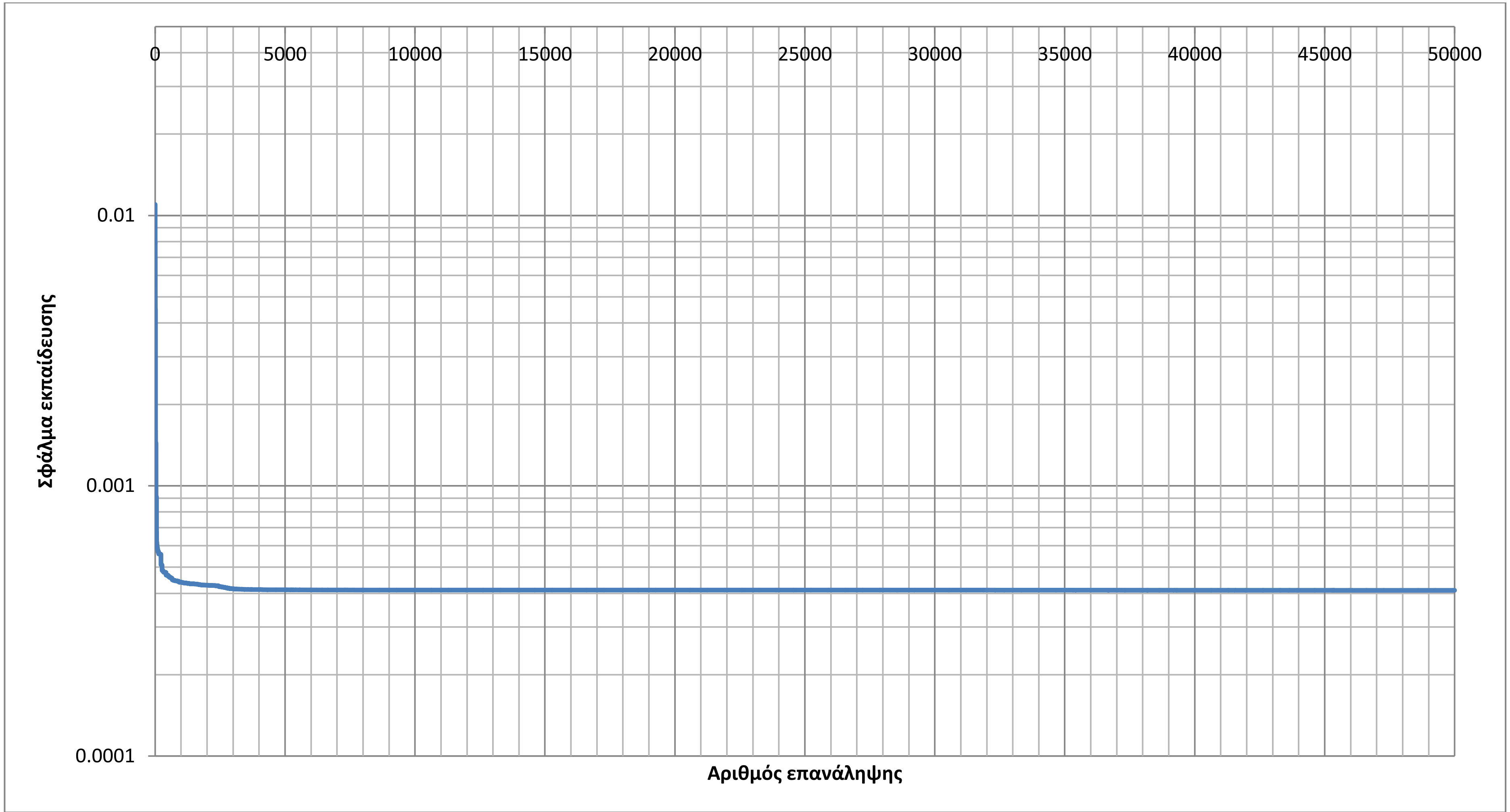
Πίνακας 8: Σφάλματα εκπαίδευσης και δοκιμής για διάφορους αλγόριθμους PSO

	Κλασσικός αλγόριθμος PSO		PSO-TVAC		GLBest-PSO	
	Σφάλμα Εκπαίδευσης	**Σφάλμα Δοκιμής**	**Σφάλμα Εκπαίδευσης**	**Σφάλμα Δοκιμής**	**Σφάλμα Εκπαίδευσης**	**Σφάλμα Δοκιμής**
	5.64E-04	4.01E-04	5.34E-04	3.76E-04	4.06E-04	3.50E-04
	5.23E-04	3.66E-04	5.71E-04	4.26E-04	3.94E-04	3.50E-04
	4.78E-04	3.45E-04	5.67E-04	3.98E-04	3.91E-04	3.62E-04
	4.76E-04	3.47E-04	5.67E-04	4.14E-04	3.96E-04	3.97E-04
	6.46E-04	4.53E-04	5.16E-04	3.78E-04	3.85E-04	3.45E-04
Μέσος όρος	5.37E-04	3.82E-04	5.51E-04	3.98E-04	3.94E-04	3.61E-04

Από τον Πίνακα 8 φαίνεται ότι σε μερικές δοκιμές κάποιος αλγόριθμος μπορεί να έχει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους υπόλοιπους. Παρόλα αυτά, προκύπτει, ότι ο αλγόριθμος που έχει τα καλύτερα αποτελέσματα τόσο για το σφάλμα δοκιμής όσο και για το σφάλμα εκπαίδευσης είναι ο GLBest – PSO. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος GLBest – PSO έχει 39% και 36% καλύτερο σφάλμα εκπαίδευσης από του αλγορίθμους PSO – TVAC και τον κλασσικό αλγόριθμο αντίστοιχα, ενώ όσο αφορά το σφάλμα δοκιμής τα αντίστοιχα ποσοστά είναι 10% και 6%.

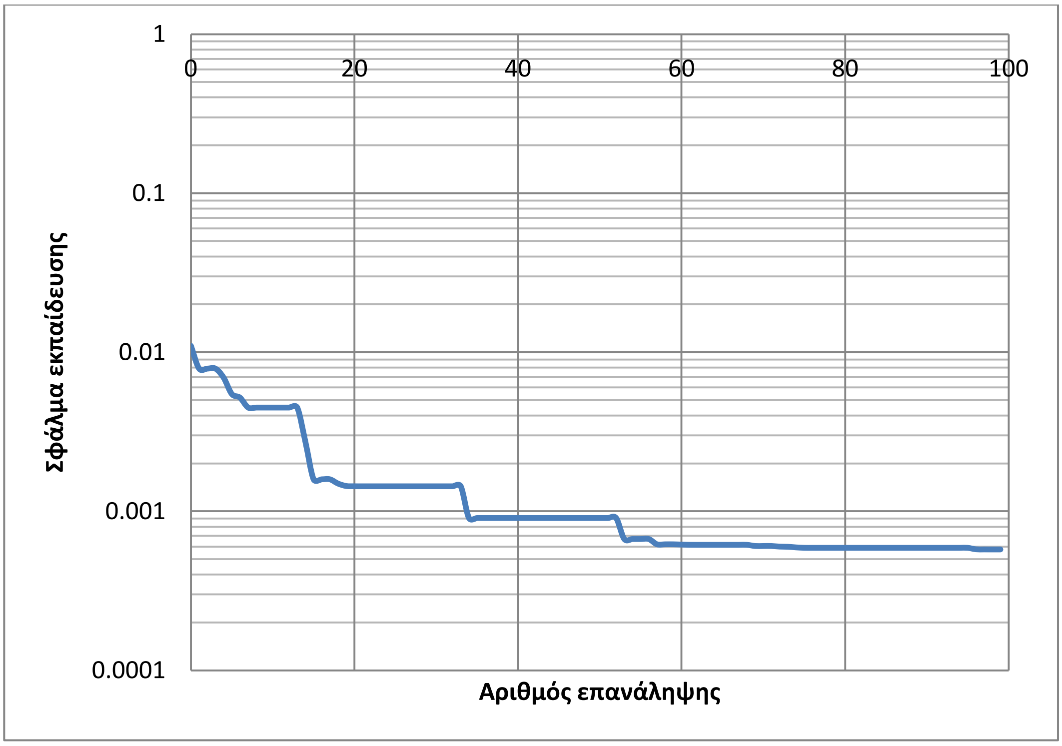
4.2 Αποτελέσματα αλγορίθμου GLBest – PSO

Η σύγκλιση του αλγορίθμου προς την λύση για 50000 επαναλήψεις φαίνεται στο Διάγραμμα 5.



Διάγραμμα 5: Σφάλμα εκπαίδευσης ως προς τον αριθμό της επανάληψης του αλγορίθμου

Από τα δεδομένα παρατηρείται ότι στην πρώτη επανάληψη το σφάλμα εκπαίδευσης είναι ίσο με 0.010982, ενώ μέσα στις πρώτες 100 επαναλήψεις η τιμή του μειώνεται κατά 94.7%, όπως φαίνεται και στο Διάγραμμα 6. Από εκείνο το σημείο και μετά ο ρυθμός βελτίωσης του σφάλματος μειώνεται μέχρι να καταλήξουν στις 50000 επαναλήψεις στην τιμή $4.137 \cdot 10^{-4}$ στην οποία υπάρχει μείωση 96.2% σε σχέση με την αρχική προσέγγιση του αλγορίθμου. Από το 100οστο βήμα του αλγορίθμου μέχρι τον τερματισμό του προγράμματος η μείωση του σφάλματος εκπαίδευσης ήταν της τάξης του 29%, ενώ στα τελευταία 12000 βήματα δεν παρατηρείται καμία αλλαγή στην τιμή του σφάλματος εκπαίδευσης.



Διάγραμμα 6: Εξέλιξη σφάλματος στις 100 πρώτες επαναλήψεις του αλγορίθμου

4.3 Προσομοίωση υδραυλικών υψών σε πηγάδι παρατήρησης

Χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο GLBest – PSO εκτελέστηκε το πρόγραμμα και για το σημείο με το μικρότερο σφάλμα δοκιμής υπολογίστηκε από το νευρωνικό δίκτυο η διαφορά στάθμης στο πηγάδι παρατήρησης.

Σημαντικό ρόλο κατά την εκτέλεση του προγράμματος, έχει η τυχαία αρχικοποίηση των τιμών των θέσεων και των ταχυτήτων του αλγορίθμου, με μόνο περιορισμό το διάστημα μέσα στο οποίο μπορεί να βρίσκεται η θέση των σωματιδίων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την αυξομείωση στις τιμές των σφαλμάτων για ίδιο αριθμό ατόμων και επαναλήψεων. Ακόμα και αν οι αρχικές τιμές των θέσεων και των ταχυτήτων ήταν σταθερές, τα αποτελέσματα δεν θα ήταν ίδια για κάθε εκτέλεση του αλγορίθμου, καθώς σύμφωνα με την εξίσωση 1.33 για κάθε νέα τιμή της θέσης του σωματιδίου, λαμβάνεται υπόψη και ένας τυχαίος παράγοντας. Για να διαπιστωθεί η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου, για διαφορετικές τιμές ατόμων στο σμήνος και για αριθμό επαναλήψεων 40000, το πρόγραμμα εκτελέστηκε εννέα φορές και τα αποτελέσματα που προέκυψαν παρουσιάζονται στον Πίνακα 9.

Πίνακας 9:Αποτελέσματα για διάφορα μεγέθη σμήνους

	Αριθμός σωματιδίων					
	40		50		60	
Α/Α	Σφάλμα Εκπαίδευσης	Σφάλμα Δοκιμής	Σφάλμα Εκπαίδευσης	Σφάλμα Δοκιμής	Σφάλμα Εκπαίδευσης	Σφάλμα Δοκιμής
1	3.68E-04	4.45E-04	3.94E-04	3.74E-04	3.92E-04	3.70E-04
2	3.46E-04	4.49E-04	3.66E-04	4.62E-04	3.95E-04	3.58E-04
3	3.82E-04	4.28E-04	4.10E-04	3.37E-04	4.14E-04	2.85E-04
4	3.71E-04	4.77E-04	3.70E-04	3.95E-04	4.08E-04	3.47E-04
5	3.53E-04	4.58E-04	3.74E-04	4.74E-04	4.26E-04	3.22E-04
6	3.50E-04	4.55E-04	3.87E-04	3.69E-04	3.96E-04	3.43E-04
7	3.43E-04	4.36E-04	3.74E-04	3.93E-04	4.08E-04	3.46E-04
8	3.63E-04	4.72E-04	3.85E-04	4.04E-04	3.92E-04	3.87E-04
9	3.56E-04	4.63E-04	3.87E-04	3.99E-04	3.97E-04	3.44E-04
Μέσος όρος	3.59E-04	4.54E-04	3.83E-04	4.01E-04	4.03E-04	3.45E-04
Χρόνος εκτέλεσης	1:25		1:40		2:10	

Στα αποτελέσματα αυτά παρατηρείται αύξηση του μέσου σφάλματος εκπαίδευσης και μείωση του μέσου σφάλματος δοκιμής με την αύξηση του αριθμού των σωματιδίων στο σμήνος. Από αυτό το γεγονός συμπεραίνεται ότι όσο μεγαλύτερο είναι το σμήνος τόσο μεγαλύτερη ικανότητα έχει να προσομοιώνει τιμές για τις οποίες δεν έχει εκπαιδευτεί, ενώ το σφάλμα εκπαίδευσης δεν αυξάνεται αντιστοίχως πολύ.

Οι μικρότερες τιμές σφάλματος που παρατηρήθηκαν συνοψίζονται στον Πίνακα 10.

Πίνακας 10: Καλύτερα αποτελέσματα για σφάλμα εκπαίδευσης και δοκιμής

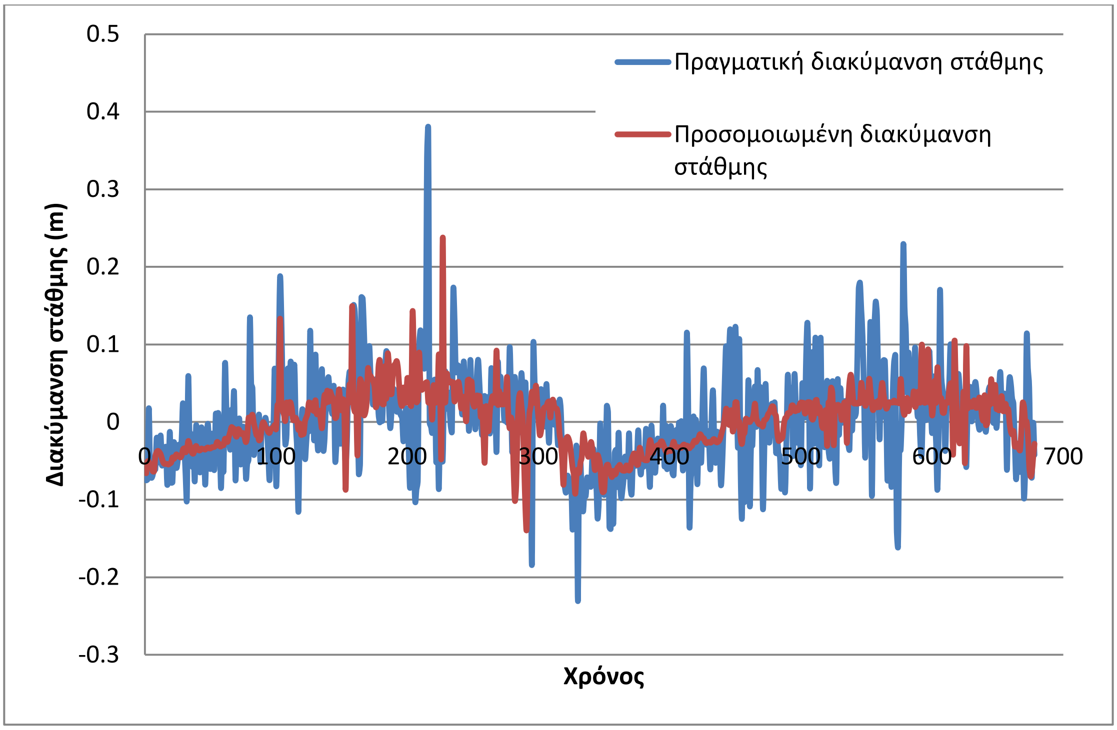
Σφάλμα Εκπαίδευσης	Σφάλμα Δοκιμής	Αριθμός ατόμων	Αριθμός επαναλήψεων
3.87E-04	3.69E-04	50	40000
3.70E-04	3.95E-04	50	40000
3.97E-04	3.44E-04	60	40000
4.14E-04	2.85E-04	60	40000

Το σημείο με το μικρότερο σφάλμα δοκιμής που παρατηρήθηκε είναι $2.847 \cdot 10^{-4}$ για μέγεθος σμήνους 60 και 40000 επαναλήψεις με αντίστοιχο σφάλμα εκπαίδευσης $4.137 \cdot 10^{-4}$. Παρόλο που υπήρχαν και μικρότερα σφάλματα εκπαίδευσης, επιλέχθηκε για την παρουσίαση των αποτελεσμάτων για η περίπτωση του παραπάνω σφάλματος, αφού στα μικρότερα σφάλματα εκπαίδευσης υπήρχαν ενδείξεις υπερεκπαίδευσης, γεγονός αρνητικό καθώς το νευρωνικό δίκτυο σε αυτή τη περίπτωση δεν μπορεί να προσομοιώσει επαρκώς τιμές διαφορετικές από αυτές με τις οποίες εκπαιδεύτηκε. Οι τιμές του σφάλματος είναι μικρότερες από αυτές που προσδιορίστηκαν στην περίπτωση εκπαίδευσης του δικτύου με χρήση του αλγορίθμου οπίσθιας διάδοσης σφάλματος. Συγκεκριμένα οι διαφορές που παρατηρήθηκαν φαίνονται στον Πίνακα 11.

Πίνακας 11: Σύγκριση σφαλμάτων εκπαίδευσης και δομικής για δύο αλγορίθμους εκπαίδευσης

	Σφάλμα εκπαίδευσης	Σφάλμα δοκιμής
Εκπαίδευση με αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης σφάλματος	$4.56 \cdot 10^{-4}$	$3.47 \cdot 10^{-4}$
Εκπαίδευση με αλγόριθμο σμήνους σωματιδίων	$4.14 \cdot 10^{-4}$	$2.85 \cdot 10^{-4}$
Ποσοστιαία βελτίωση (%)	9.3	18

Από την εκτέλεση του προγράμματος προέκυψαν οι προσομοιωμένες τιμές για την στάθμη του νερού στο πηγάδι. Αυτή η διαφορά στάθμης συγκρίνεται με την πραγματική και προκύπτει το Διάγραμμα 7.

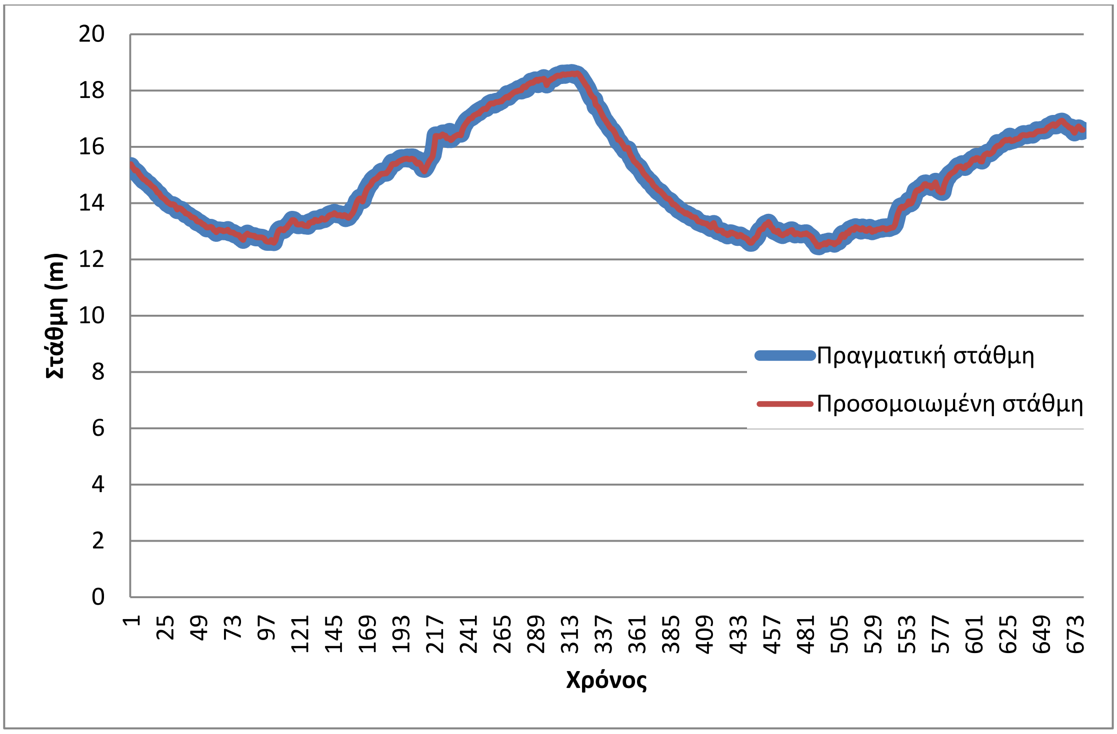


Διάγραμμα 7: Διακύμανση πραγματικής και προσομοιωμένης στάθμης προς το χρόνο

Όπως φαίνεται η γενική τάση των δεδομένων περιγράφεται πολύ καλά από το νευρωνικό δίκτυο, αν και υπάρχουν κάποιες υπερεκτιμήσεις και υποεκτιμήσεις. Συγκεκριμένα, η μέγιστη διαφορά προσομοιωμένης στάθμης από την πραγματική είναι ίση με 0.35m ενώ η ελάχιστη είναι ίση με $1.7{\cdot}10^{-5}$m. Επιπλέον, η μέση διακύμανση που παρατηρείται είναι ίση με $1.77{\cdot}10^{-3}$m.

Το πρόγραμμα δεν μπορεί να προσομοιώσει τοπικά και μεταβατικά φαινόμενα που προκαλούν απότομες αλλαγές στη στάθμη, τα οποία μπορούν να προκληθούν από περιστασιακές αντλήσεις ή από την εκκίνηση και τον τερματισμό κάποιας άντλησης.

Για την ίδια περίπτωση σφάλματος υπολογίζεται και η υδραυλική στάθμη, προσθέτοντας στην προσομοιωμένη διαφορά στάθμης την πραγματική στάθμη της προηγούμενης ημέρας, και προκύπτει το Διάγραμμα 8.

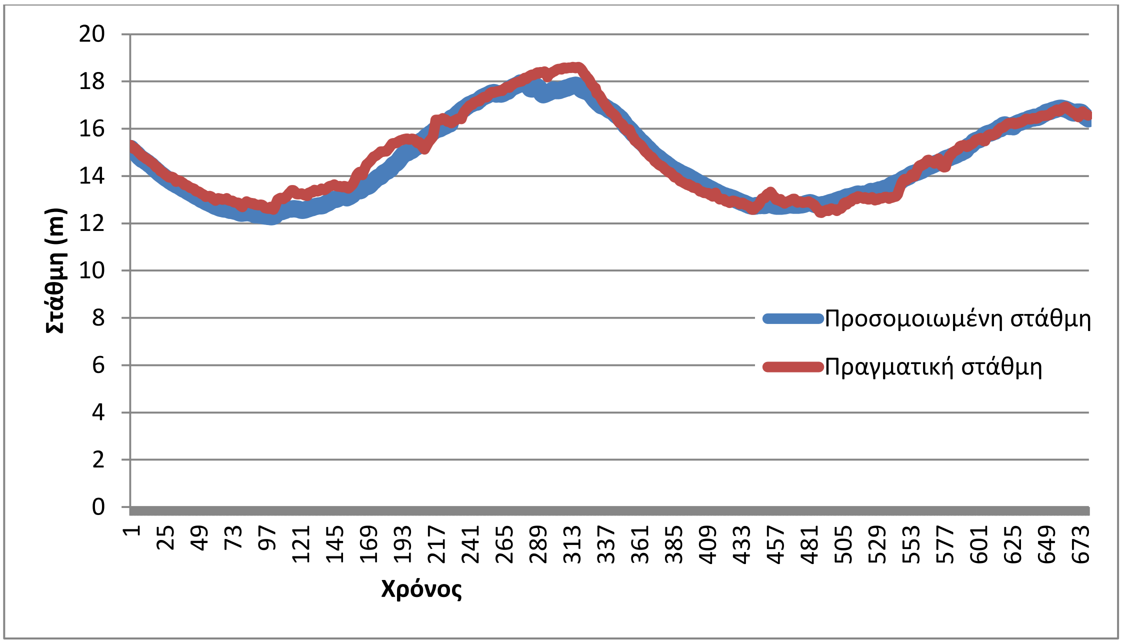


Διάγραμμα 8: Πραγματική και προσομοιωμένη τιμή στάθμης ως προς το χρόνο

Όταν μετατραπούν οι διαφορές στάθμης σε υδραυλικά ύψη, τότε οι αποκλίσεις των προσομοιωμένων τιμών από τις πραγματικές φαίνονται συγκριτικά μικρότερες, τόσο για τα δεδομένα με τα οποία έχει γίνει η εκπαίδευση (1^{η} – 542^{η} ημέρα) όσο και για τα δεδομένα για τα οποία δεν έχει γίνει εκπαίδευση (543^{η} – 678^{η} ημέρα). Η μέση απόκλιση σε αυτή την περίπτωση είναι ίση με 0.041m. Η μέγιστη τιμή για τη στάθμη που παρατηρήθηκε ήταν ίση με 18.6m, η ελάχιστη ήταν ίση με 12.46m, ενώ η μέση στάθμη κατά τη διάρκεια ενός έτος είναι ίση με 15.1m.

4.4 Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη

Για να γίνει μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκε το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο που είχε ως αποτέλεσμα το μικρότερο σφάλμα δοκιμής. Σε αυτή την περίπτωση δίνονται ως είσοδοι οι βροχοπτώσεις, οι θερμοκρασίες ανά ημέρα και η πραγματική στάθμη μόνο για την πρώτη ημέρα. Χρησιμοποιώντας αυτά τα δεδομένα υπολογίζονται οι διαφορές στάθμης και στην συνέχεια και η στάθμη ανά ημέρα, χρησιμοποιώντας μόνο την στάθμη της πρώτης ημέρας. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να γίνει και αξιολόγηση του νευρωνικού δικτύου για την ικανότητα του να προβλέπει τα υδραυλικά ύψη για περισσότερες της μίας ημέρας.



Διάγραμμα 9: Διάγραμμα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης

Από το Διάγραμμα 9 προκύπτει ότι το νευρωνικό δίκτυο τείνει να υποεκτιμά τη στάθμη του νερού στο πηγάδι παρατήρησης κατά τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη. Οι διαφορές της προσομοιωμένης από την πραγματική στάθμη είναι μικρές, με την μέγιστη διαφορά να παρατηρείται στο χρονικό βήμα 176 και να είναι ίση με -1.04m. Επιπλέον, μεταξύ των ημερών 286 και 320 παρατηρείται μια απόκλιση της πραγματικής από την προσομοιωμένη στάθμη, με μέγιστη διαφορά 0.96m. χωρίς όμως να συσσωρεύεται το σφάλμα. Η μέση διαφορά στάθμης κατά τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη είναι ίση με -0.15m.

Ακόμα και στο τέλος της εξεταζόμενης περιόδου το σφάλμα είναι μικρό και δεν συσσωρεύεται, παρόλο που τα δεδομένα αναφέρονται σε δύο υδρολογικά έτη.

Το μοντέλο είναι σχετικά ακριβές, με μικρές αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές και για αυτό το λόγο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξέταση διαφόρων κλιματικών σεναρίων, όπως η μείωση της βροχόπτωσης ή η αύξηση της θερμοκρασίας και να εξεταστεί η επιρροή των παραγόντων αυτών στην υδραυλική στάθμη του πηγαδιού παρατήρησης.

4.5 Σενάριο κλιματικής αλλαγής

Για την περίπτωση κλιματικής αλλαγής εξετάζονται 3 σενάρια, έτσι ώστε να καλυφθεί τόσο η περίπτωση της μέσης κλιματικής αλλαγής, αλλά και οι περιπτώσεις ακραίων αλλαγών, δηλαδή τα άκρα του διαστήματος εμπιστοσύνης που όρισαν οι Tsanis et al. (2011).

Έτσι, τα σενάρια που εξετάζονται είναι:

- Χρησιμοποιώντας την εξίσωση των Εικόνων 29 και 30 προκύπτουν οι διαφορές στην βροχόπτωση για κάθε σταθμό για τον διάστημα 2010-2020
- 37% μείωση της βροχόπτωσης και 2.8^{o}C αύξηση θερμοκρασίας στο 2010 - 2040
- 13% αύξηση της βροχόπτωσης και 1^{o}C αύξηση θερμοκρασίας στο 2010 - 2040

Χρησιμοποιώντας τις χρονοσειρές που προέκυψαν από το πρόγραμμα LARS – WG 5, εκτελέστηκε ο κώδικας του νευρωνικού δικτύου για τα τρία σενάρια και προέκυψαν τα παρακάτω διαγράμματα.

4.5.1 1^{o} Σενάριο

Για το 1^{o} σενάριο οι διαφορές της βροχόπτωσης για τον Αλικιανό και το Σαμωνά φαίνονται στους Πίνακες 12 και 13

Πίνακας 12: Μεταβολή Βροχόπτωσης στον Αλικιανό

Έτος	Διαφορά έτους από το 2008	mm βροχόπτωσης	Διαφορά mm βροχόπτωσης από το 2010	Ποσοστιαία μείωση βροχόπτωσης
2008	0	739.80		
2009	1	737.20		
2010	2	734.60	2.60	0.35
2011	3	732.00	5.20	0.71
2012	4	729.41	7.80	1.07
2013	5	726.81	10.39	1.43
2014	6	724.21	12.99	1.79
2015	7	721.61	15.59	2.15
2016	8	719.01	18.19	2.52
2017	9	716.41	20.79	2.89
2018	10	713.81	23.39	3.26
2019	11	711.21	25.99	3.64
2020	12	708.62	28.59	4.02

Πίνακας 13: Μεταβολή βροχόπτωσης στο Σαμωνά

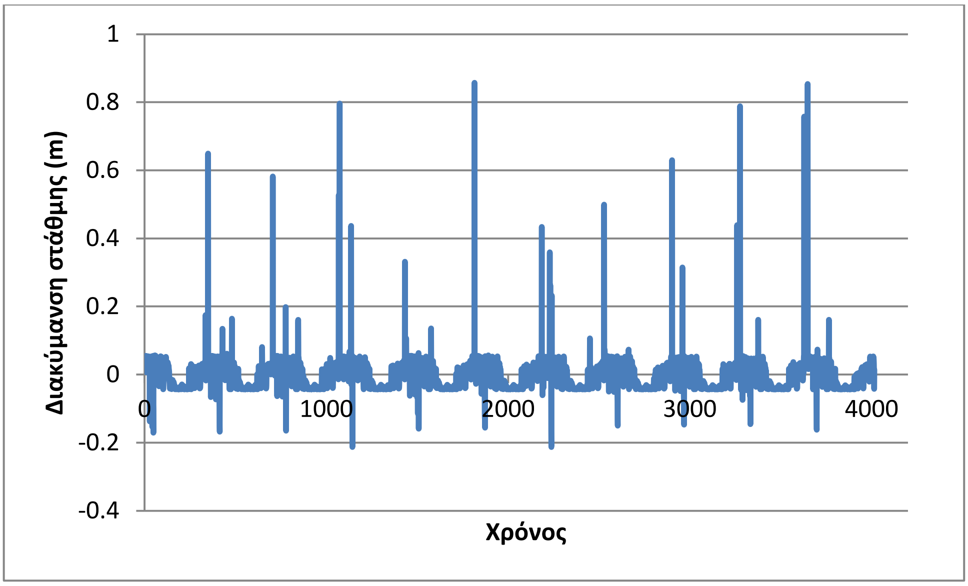
Έτος	Διαφορά έτους από το 2008	mm βροχόπτωσης	Διαφορά mm βροχόπτωσης από το 2010	Ποσοστιαία μεταβολή βροχόπτωσης
2008	0	587.40		
2009	1	584.80		
2010	2	582.20	2.60	0.44
2011	3	579.60	5.20	0.89
2012	4	577.01	7.80	1.35
2013	5	574.41	10.39	1.80
2014	6	571.81	12.99	2.26
2015	7	569.21	15.59	2.73
2016	8	566.61	18.19	3.20
2017	9	564.01	20.79	3.67
2018	10	561.41	23.39	4.15
2019	11	558.81	25.99	4.63
2020	12	556.22	28.59	5.12

Αντίστοιχα για την θερμοκρασία προκύπτει ο Πίνακας 14.

Πίνακας 14: Μεταβολή θερμοκρασίας

Έτος	Διαφορά έτους από το 2008	Θερμοκρασία	Διαφορά θερμοκρασίας ανά έτος
2008	0	18.24	
2009	1	18.29	0.054
2010	2	18.35	0.054
2011	3	18.40	0.054
2012	4	18.46	0.054
2013	5	18.51	0.054
2014	6	18.56	0.054
2015	7	18.62	0.054
2016	8	18.67	0.054
2017	9	18.73	0.054
2018	10	18.78	0.054
2019	11	18.83	0.054
2020	12	18.89	0.054

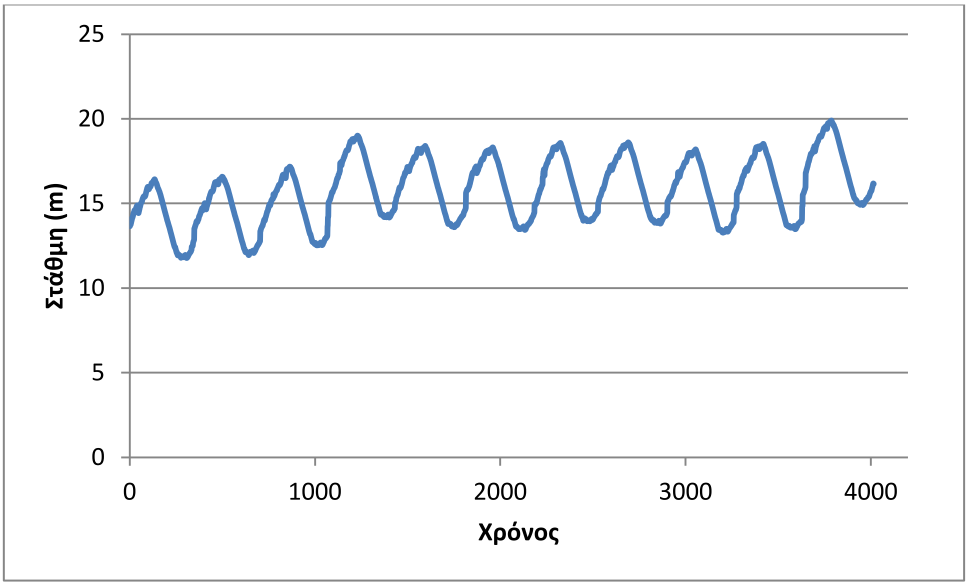
Η διακύμανση του υδραυλικού ύψους που προέκυψε φαίνεται στο Διάγραμμα 10.



Διάγραμμα 10: Διακύμανση στάθμης πηγαδιού για το 1^{ο} σενάριο κλιματικής αλλαγής.

Στο παραπάνω διάγραμμα παρατηρούνται έντονες αυξήσεις της στάθμης περίπου μία φορά ετησίως και συνδέονται άμεσα με μεγάλες βροχοπτώσεις για εκείνη την περίοδο. Επιπλέον, κατά κύριο λόγο κατά τη διάρκεια ενός έτους οι περισσότερες μέρες έχουν αρνητική διακύμανση, ενώ η μέση διακύμανση είναι ίση με $6.39 \cdot 10^{-4}$m, τιμή μικρότερη από την αντίστοιχη σημερινή.

Στη συνέχεια οι διακυμάνσεις στη στάθμη μετατρέπονται σε στάθμη χρησιμοποιώντας την τελευταία γνωστή στάθμη για την ίδια περίοδο, δηλαδή για τον Ιανουάριο του 2009.

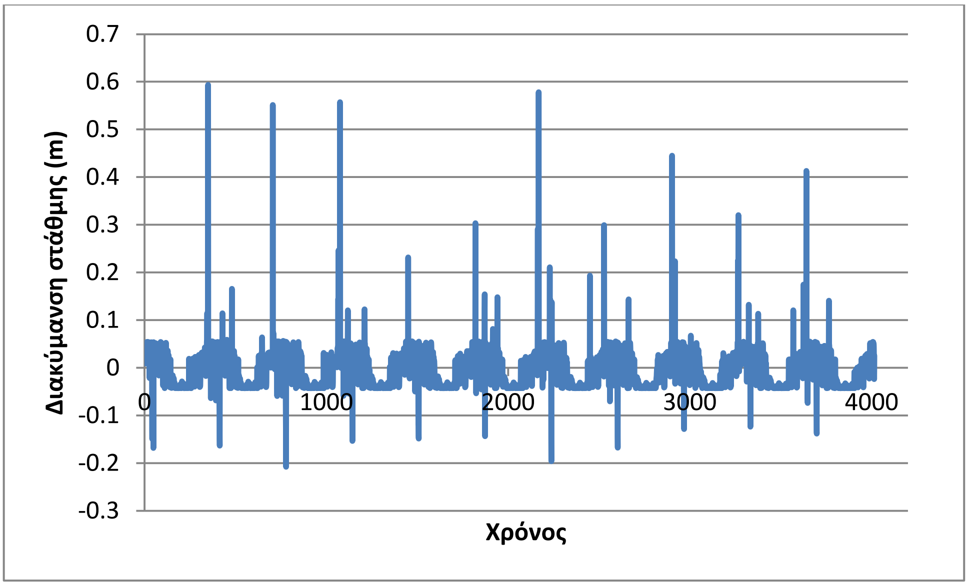


Διάγραμμα 11: Στάθμη πηγαδιού για την περίοδο 2010-2020 για το 1^{ο} σενάριο

Σε αυτή την περίπτωση παρατηρείται μια περιοδικότητα στην στάθμη, ενώ δεν υπάρχει ιδιαίτερη μείωση ή αύξηση της στάθμης, παρά μόνο για μικρά διαστήματα. Σύμφωνα με αυτό το σενάριο δεν αναμένεται να υπάρχει πρόβλημα λειψυδρίας στο πηγάδι, αν ακολουθηθεί το ίδιο διαχειριστικό σχέδιο για την περιοχή. Η μέγιστη τιμή της στάθμης που παρατηρείται είναι ίση με 19.9m, η ελάχιστη ίση με 11.7m, ενώ η μέση ίση με 15.7m. Οι τιμές αυτές διαφέρουν από τις σημερινές, καθώς παρατηρείται μεγάλη σχετικά αύξηση στην μέγιστη θερμοκρασία, γεγονός όμως που θεωρείται μεμονωμένο, καθώς αυτή η μεγάλη αύξηση παρατηρείται μόνο μια φορά στο διάστημα προσομοίωσης. Η μέση και η μέση στάθμη έχουν μικρή μόνο διαφορά από την σημερινή στάθμη.

4.5.2 2ο Σενάριο

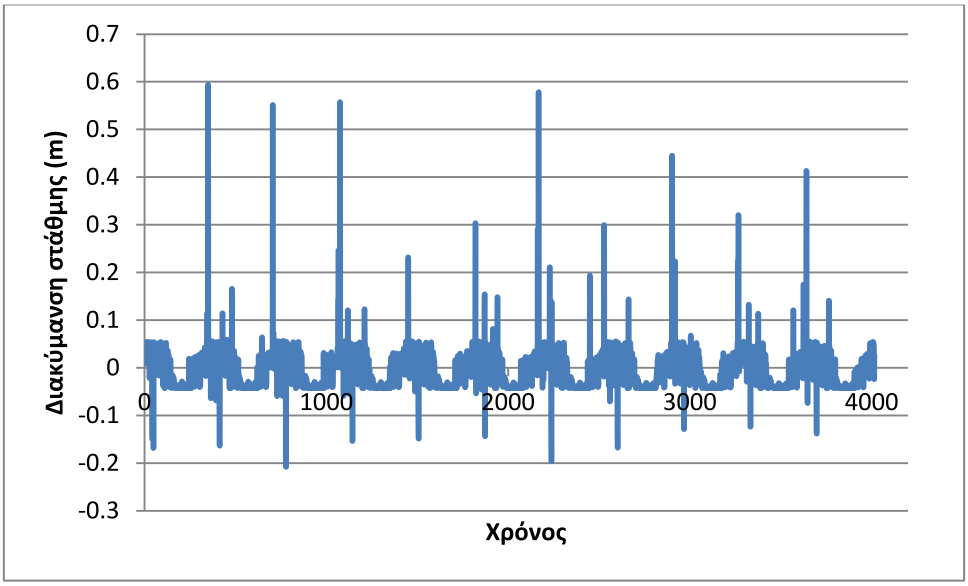
Η διακύμανση του υδραυλικού ύψους που προέκυψε φαίνεται στο Διάγραμμα 12.



Διάγραμμα 12: Διακύμανση στάθμης πηγαδιού για το 2^{ο} σενάριο κλιματικής αλλαγής.

Στο Διάγραμμα 12 παρατηρούνται μεγάλες αυξήσεις στη στάθμη του νερού στο πηγάδι, αλλά επιπλέον παρατηρούνται και σχετικά μεγαλύτερες αρνητικές διακυμάνσεις στη στάθμη. Η μέση διακύμανση σε αυτή την περίπτωση είναι αρνητική και ίση με $-1.06\cdot10^{-3}$m. Αυτό υποδηλώνει ότι η στάθμη του πηγαδιού σε υπερετήσιο επίπεδο μειώνεται γεγονός αρνητικό για τον υδροφορέα.

Με την μετατροπή των διακυμάνσεων σε στάθμη προκύπτει το Διάγραμμα 13.

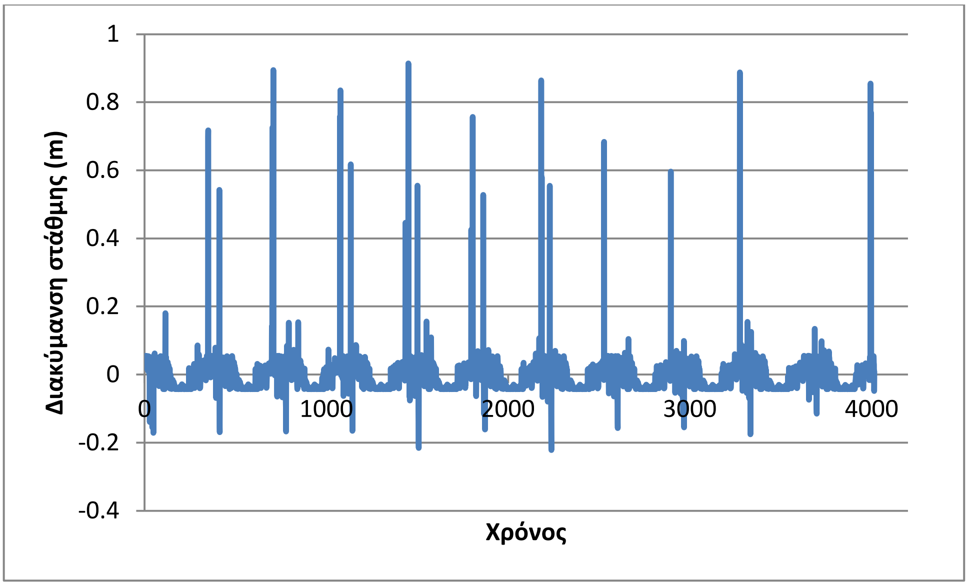


Διάγραμμα 13: Στάθμη πηγαδιού για την περίοδο 2010-2020 για το 2ο σενάριο

Η περιοδικότητα που παρατηρήθηκε και στην προηγούμενη περίπτωση εξακολουθεί να υπάρχει και σε αυτό το σενάριο, με τη διαφορά ότι τα τρία τελευταία χρόνια της εξεταζόμενης περιόδου υπάρχει μείωση στις τιμές του επαναλαμβανόμενου μοτίβου. Η μέγιστη τιμή της στάθμης που παρατηρείται είναι ίση με 16.8m, η ελάχιστη ίση με 8.1m, ενώ η μέση ίση με 13m, τιμές αισθητά μικρότερες από τις σημερινές.

4.5.3 3ο Σενάριο

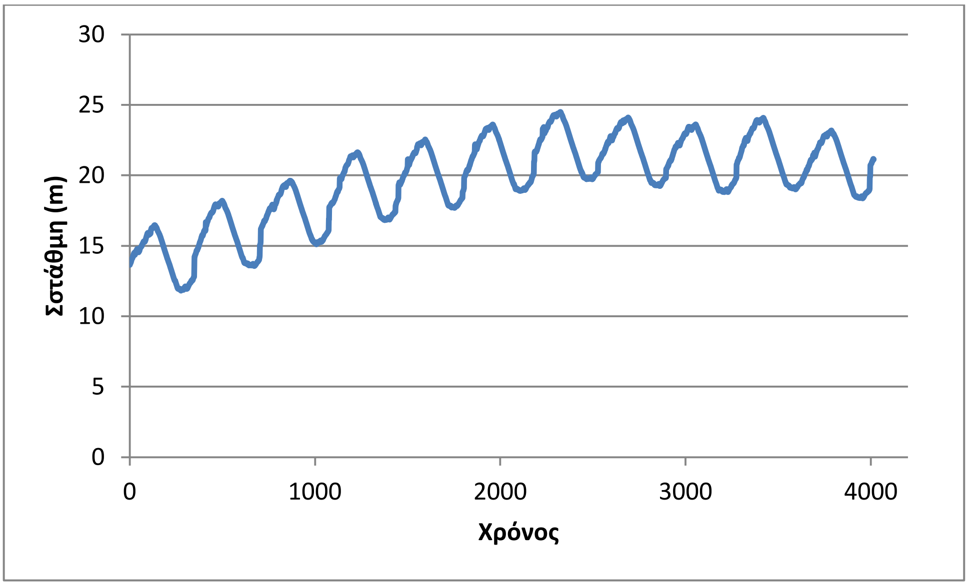
Το τρίτο σενάριο που εξετάζεται είναι και το πιο ευνοϊκό, καθώς προβλέπει αύξηση της βροχόπτωσης και μικρότερη σχετικά με τις δύο προηγούμενες περιπτώσεις αύξηση της θερμοκρασίας. Στο Διάγραμμα 14 φαίνεται η διακύμανση της στάθμης για αυτή την περίπτωση.



Διάγραμμα 14: Διακύμανση στάθμης πηγαδιού για το 3ο σενάριο κλιματικής αλλαγής.

Σε αυτή την περίπτωση παρατηρούνται και πάλι ακραίες μεταβολές στη στάθμη που συνδέονται με μεγάλες περιόδους βροχόπτωσης ή ξηρασίας. Η διαφορά στο σενάριο αυτό είναι ότι σε περισσότερες περιπτώσεις η διακύμανση είναι θετική, με το μέσο όρο να είναι θετικός και ίσος με $1.88 \cdot 10^{-3}$m, μεγαλύτερος δηλαδή και από τον σημερινό. Το αποτέλεσμα αυτό είναι αναμενόμενο καθώς αυξάνεται η βροχόπτωση, ενώ η αύξηση της θερμοκρασίας είναι μικρή.

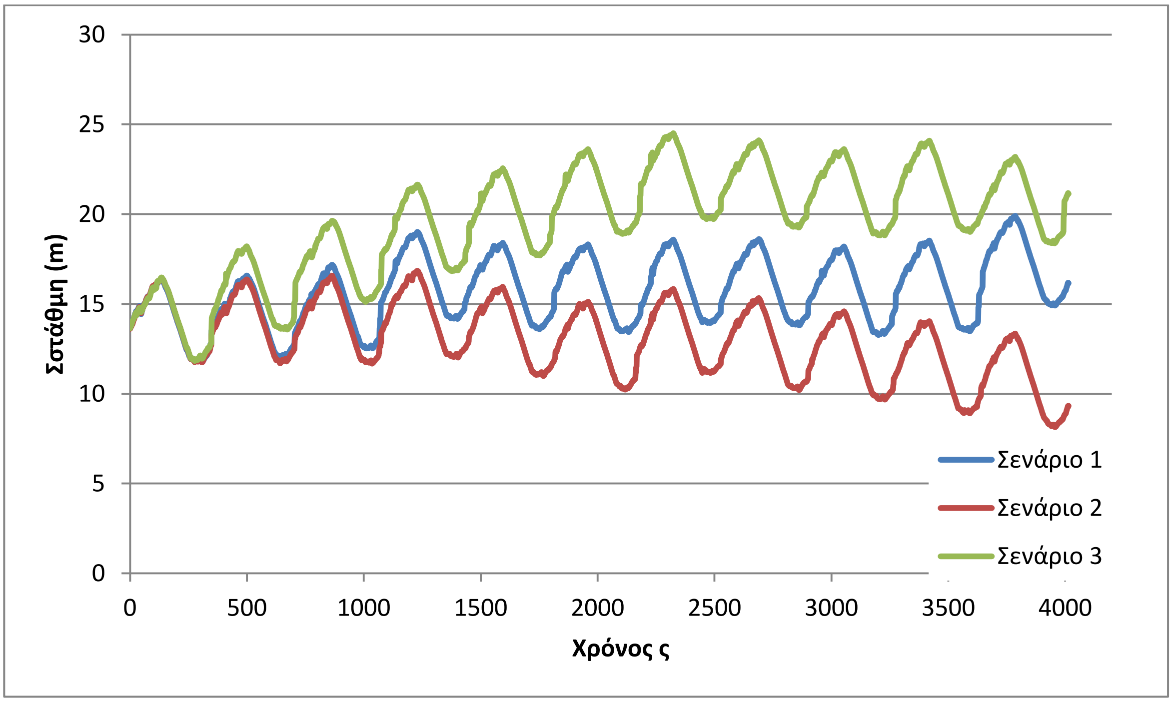
Στη συνέχεια η διακύμανση μετατρέπεται σε στάθμη και προκύπτει το Διάγραμμα 15.



Διάγραμμα 15: Στάθμη πηγαδιού για την περίοδο 2010-2020 για το 3ο σενάριο

Στη περίπτωση του 3ου σεναρίου η στάθμη του πηγαδιού αυξάνεται με το χρόνο, γεγονός που οφείλεται στην αύξηση της βροχόπτωσης. Ειδικά τα 3 τελευταία έτη της περιόδου η αύξηση που παρατηρείται είναι μεγάλη, γεγονός ιδιαίτερα θετικό. Η μέγιστη τιμή της στάθμης που παρατηρείται είναι ίση με 24.5m, η ελάχιστη ίση με 11.8m, ενώ η μέση ίση με 19.5m, τιμές που ιδιαίτερα για την μέση και την μέγιστη στάθμη είναι μεγαλύτερες, όπως ήταν αναμενόμενο, από τις σημερινές.

Τα τρία εξεταζόμενα σενάρια μπορούν να συνοψιστούν στο Διάγραμμα 16.



Διάγραμμα 16: Στάθμη πηγαδιού για την περίοδο 2010-2020 για τα τρία εξεταζόμενα σενάρια

Από το παραπάνω διάγραμμα προκύπτει ότι για το 2010 τα αποτελέσματα και των τριών σεναρίων είναι πανομοιότυπα, ενώ η συμπεριφορά για το 1ο και το 2ο σενάριο παραμένει σχεδόν ίδια μέχρι και το 2013. Αντίθετα η στάθμη στο 3ο σενάριο αρχίζει να διαφοροποιείται από το 2ο κιόλας εξεταζόμενο έτος. Η περίπτωση που αναμένεται ο υδροφορέας να έχει πρόβλημα είναι αυτή του 2ου σεναρίου καθώς η μείωση είναι εμφανής και ραγδαία, ενώ στη 1η περίπτωση ο υδροφορέας δεν αναμένεται να αντιμετωπίσει προβλήματα καθώς οι αλλαγές που παρατηρούνται είναι μηδαμινές. Πρέπει ωστόσο να τονιστεί ότι τα παραπάνω αποτελέσματα εμπεριέχουν σφάλμα το οποίο δεν μπορεί να προσδιοριστεί. Το σφάλμα αυτό μπορεί να οφείλεται στην προσομοίωση από το νευρωνικό δίκτυο καθώς όπως προέκυψε και από την μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη μπορεί να είναι σημαντικό ή και μηδαμινό. Επιπλέον, τα στατικά δεδομένα που προέκυψαν από το πρόγραμμα LARS – WG δεν είναι πλήρως αξιόπιστα, καθώς τα δεδομένα καιρού που υπήρχαν δεν ήταν αρκετά έτσι ώστε να επιβεβαιωθεί η συχνότητα εμφάνισης ξηρών ή υγρών ετών.

5. Συμπεράσματα

Στην παρούσα διπλωματική χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων για την εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου, που έχει σκοπό την προσομοίωση της μεταβολής της στάθμης ενός πηγαδιού παρατήρησης στην περιοχή της Αγιάς Χανίων.

Εξετάστηκαν τρείς διαφορετικές παραλλαγές του αλγορίθμου βελτιστοποίησης με σμήνος σωματιδίων, ο κλασσικός αλγόριθμος στον οποίο οι τιμές του βάρους αδράνειας και των συντελεστών επιτάχυνσης είναι σταθερές καθ'όλη τη διάρκεια εκτέλεσης του προγράμματος, ο PSO – TVAC στον οποίο οι συντελεστές αδράνειας ρυθμίζονται ανάλογα με τον αριθμό της επανάληψης και ο GLBest – PSO, στον οποίο ο συντελεστής αδράνειας και οι συντελεστές επιτάχυνσης υπολογίζονται κατά τη διάρκεια κάθε επανάληψης σύμφωνα με το καλύτερο σωματίδιο που έχει βρεθεί στο χώρο αναζήτησης και το καλύτερα αποτέλεσμα που έχει βρει κάθε συγκεκριμένο σωματίδιο.

Ο αλγόριθμος που είχε τα καλύτερα αποτελέσματα και στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, ήταν ο GLBest – PSO. Χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο αυτό υπολογίστηκε το σφάλμα εκπαίδευσης και το σφάλμα δοκιμής του νευρωνικού δικτύου, το οποίο ήταν 9.3% και 18% μικρότερο από τα σφάλματα εκπαίδευση αντίστοιχα του δικτύου με χρήση του κλασσικού αλγορίθμου οπίσθιας διάδοσης σφάλματος.

Το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να προβλέψει ορθά τη διακύμανση της στάθμης του νερού στο πηγάδι, υποεκτιμώντας την, όμως, σε κάποιες περιπτώσεις. Η μέγιστη απόκλιση πραγματικής από προσομοιωμένη τιμή ήταν 0.35m. Επιπλέον, δεν μπορούν να προσομοιωθούν τοπικά και μεταβατικά φαινόμενα που προκαλούν απότομες αλλαγές στη στάθμη, όπως οι περιστασιακές αντλήσεις και η εκκίνηση ή ο τερματισμός κάποιας άντλησης.

Όταν οι διαφορές στάθμης μετατραπούν σε υδραυλική στάθμη, χρησιμοποιώντας την πραγματική στάθμη του πηγαδιού την προηγούμενη ημέρα, τότε οι αποκλίσεις των προσομοιωμένων τιμών από τις πραγματικές φαίνονται συγκριτικά μικρότερες, με τη μέση απόκλιση να είναι ίση με 0.041m.

Επιπλέον, το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της στάθμης στο πηγάδι παρατήρησης. Σε αυτή την περίπτωση δεν χρησιμοποιείται η στάθμη της προηγούμενης ημέρας, αλλά η αρχική στάθμη και οι προσομοιωμένες τιμές της στάθμης. Οι τιμές που προέκυψαν από αυτή τη διαδικασία ήταν μικρότερες από τις πραγματικές, ενώ σε δύο περιπτώσεις η διαφορά μεταξύ της προσομοιωμένης και της πραγματικής τιμής ήταν μεγαλύτερες. Η διαφορά αυτή είναι της τάξης του 1m, ενώ το σφάλμα αυτό δεν συσσωρεύεται κατά την διάρκεια των δύο υδρολογικών ετών που μελετούνται, με αποτέλεσμα στο τέλος αυτής της χρονικής περιόδου το σφάλμα να είναι ελάχιστο.

Τέλος εξετάστηκαν τρία σενάρια κλιματικής αλλαγής για την περίοδο 2010-2020, τα οποία στηρίζονται σε στοιχεία για την Κρήτη που προβλέπουν:

- 12% μείωση της συνολικής βροχόπτωσης και 1.9^{o}C αύξηση θερμοκρασίας μέχρι το 2040
- 37% μείωση της συνολικής βροχόπτωσης και 2.8^{o}C αύξηση θερμοκρασίας μέχρι το 2040
- 13% αύξηση της συνολικής βροχόπτωσης και 1^{o}C αύξηση θερμοκρασίας μέχρι το 2040

Από αυτή την μελέτη προέκυψε ότι κατά το 1^{o} σενάριο δεν παρατηρείται μεγάλη διαφοροποίηση από τη σημερινή κατάσταση σε όλη τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου, στο δεύτερο σενάριο τα αποτελέσματα είναι ιδιαίτερα αρνητικά με την ελάχιστη στάθμη στο πηγάδι να φτάνει έως και τα 8m. Τέλος, το τρίτο σενάριο είναι ιδιαίτερα ευνοϊκό καθώς αυξάνει τη μέση στάθμη του πηγαδιού, ιδιαίτερα κατά το τέλος της εξεταζόμενης περιόδου, όπου η στάθμη μπορεί να φτάσει μέχρι και τα 24m.

Μελλοντική εργασία θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει άλλους αλγόριθμους βελτιστοποίησης για την εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, έτσι ώστε να συγκριθούν με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την παρούσα διπλωματική.

Επιπλέον, προτείνεται η χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων για την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου.

6. Βιβλιογραφία

Ελληνική Βιβλιογραφία

Λιονής, Μ., & Περλέρος, Β. (2001). Υδρολογική Μελέτη Κάμπου Χανίων. Υπ. Γεωργίας, Γενική Διεύθυνση Εγγειοβελτιωτικών Έργων και Γεωργικών Διαρθρώσεων.

Μουτζούρης, Ι., 2010. Διπλωματική Εργασία: Προσομοίωση στάθμης γεώτρησης σε καρστικό υδροφορέα με χρήση νευρωνικών δικτύων. Χανιά: Τμήμα Μηχανικών Περιβάλλοντος, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Διεθνής βιβλιογραφία

Akkar, Hanan A. R. (2010). Optimization of Artificial Neural Networks by using Swarm intelligent, Networked Computing (INC), 2010 6th International Conference on , vol., no., pp.1-5.

AL-Salami, N. M. (2009). Evolutionary Algorithm Definition. American J. of Engineering and Applied Sciences , pp. (4): 789-795.

Arumugam, M. S., Rao, M., & Chandramohan, A. (2007). A new and improved version of particle swarm optimization algorithm with global - local best parameters. Knowledge and Information systems , pp. Volume 16, Number 3, 331-357.

ASCE Task Committee o Application of Artificial Neural Networks in Hydrology (2000, April). Artificial Neural Networks in Hydrology. I: Preliminary Concepts. Journal of Hydrologic Engineering , p. Vol. 5 No. 2.

Beyer, H.-G., & Schwefel, H.-P. (2002). Evolution strategies. Natural Computing , pp. 1: 3-52.

Brits, R., Engelbrecht, A., & Van Den Bergh, F. (2002). A Niching particle swarm optimizer. Proceedings of the Fourth Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning , (pp. 692-696).

Chau, K.W. (2006). Particle swarm optimization training algorithm for ANNs in stage prediction of Shing Mun River. Journal of Hydrology, 329 3–4, pp. 363–367

Clerc, M. (1999). The Swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization. Proceedings of the congress on evolutionary computation, (pp. 1951-1957). Washington DC, USA IEEE service center.

Coppola, E., C. McLane, M. Poulton, F. Szidarovszky, & R. Magelky. (2005a). Predicting conductance due to upcoming using neural networks. Journal of Ground Water 43, no.6: 827±836.

Coppola, E., A. Rana, M. Poulton, F. Szidarovszky, & V. Uhl. (2005b). A neural network model for predicting water table elevations. Journal of Ground Water 43, no. 2: 231±241.

Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, IEEE .

Fletcher, R., & Reeves, C. (1964). Function minimization by conjugate gradients. Computer Journal , pp. 7: 149-154.

Fogel, L., Owens, A., & Walsh, M. (1966). Artiificial Intelligence through Simulated Evolution. Chichester, UK: John Wiley.

Foster S., Perry C.., Hirata R. & Garduño H. (2009). *Groundwater Resource Accounting - critical for effective management in a 'changing world'.*

Foster S., Tuinhof A., Kemper K., Garduño H., & Nanni M. (2003). *Groundwater Management Strategies - facets of the integrated approach.* World Bank - Global water partnership associate program.

Freeze, R., & Harlan, R. (1969). Blueprint for a physical - based digital simulated hydrological responce model. J. Hydrol. , pp. 9, 237 - 258.

Gao, W. (2006). Back analysis algorithm in geotechnical engineering based on particle swarm optimization, Yantu Lixue/Rock and Soil Mechanics, vol. 27, no. 5, pp. 795-798.

Gaur, S., Chaha, B., & Graillot, D. (2011). Analytic elements method and particle swarm optimization based simulation–optimization model for groundwater management. Journal of Hydrology , 217-227.

Gupta, H., Ksu, K., & Sorooshian, S. (1997). Superior training of artificial neural networks using weight-space partitioning. Proc., IEEE Int. Conf. on neural networks, Institute of Electrical and Electronics. New York.

Half, A., Half, H., & Azmoodeh, M. (1993). Predictive runoff from rainfall using neural networks. Proc. Engrg. Hydrol., ASCE, (pp. 760-765). New York.

Haykin, S. (1999). Neural Networks. A Comprehensive Foundation. New Jersey: Prentice - Hall .

Holland, J. (1975). Adaptation in natural and artificial systems. The University of Michigan Press.

Hsu, K., Gupta, H., & Sorooshian, S. (1995). Artificial neural network modeling of the rainfall–runoff process. Water Resour. Res. , pp. 31 (10), pp. 2517–2530.

Kiranyaz, S., Ince, T., Yildirim, E.A., Gabbouj, M. (2009). Evolutionary artificial neural networks by multi-dimensional particle swarm optimization. Neural Networks 22(10), 1448-1462.

Koza, J. (1992). Genetic Programming. Cambridge, MA: MIT Press.

Krose, B., & Smagt, P. v. (1996). An Introduction to Neural Networks. The University of Amsterdam.

Lallahem, S., Mania, J., Hani, A. & Najjar, Y. (2005) On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media. J. Hydrol., 307, 92–111

Lin, G.F. & Chen, G.R. (2005) Determination of aquifer parameters using radial basis function network approach. *J. Chin. Inst. Eng.*, 28 2, 241–249.

Lin, G.F. & Chen, L.H. (2005) Time series forecasting by combining the radial basis function network and the self-organizing map. *Hydrol. Process.*, 19 10, 1925–1937.

Lin, G.F. & Chen, G.R. (2006) An improved neural network approach to the determination of aquifer parameters. *J. Hydrol.*, 316 1–4), 281–289.

Lin, G.F., Chen, G.R., Wu, M.C. & Chou, Y.C. (2009) Effective forecasting of hourly typhoon rainfall using support vector machines. *Water Resour. Res.*, 45, p. W08440.

Lin, G.F., Chen, G.R., Huang, P.Y. & Chou, Y.C. (2009) Support vector machine-based models for hourly reservoir inflow forecasting during typhoon-warning periods. *J. Hydrol.*, 372 1–4, 17–29.

Lin, G.F. & Wu, M.C. (2009) A hybrid neural network model for typhoon rainfall forecasting. *J. Hydrol.*, 375 3–4, 450–458.

Lin, G.F. & Chen, G.R. (2008) A systematic approach to the input determination for neural network rainfall–runoff models. *Hydrol. Process.*, 22 14, 2524–2530.

Luenberger, D., & Ye, Y. (2008). Linear and Nonlinear programming. Springer.

Maier, H. R. & Dandy, G. C. (2000), Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications, Environmental Modelling & Software, 15(1), 101-124.

Maier, H., & Dandy, G. (1996). The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters. Water Resour. Res. , 32(4), 1013-1022.

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull. Math. Biophysics*, 5:115-133.

Michalewicz, Z. (1992). Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Springer.

Michaud, J., & Sorooshiam, S. (1994). Comparison of simple versus complex distributed runoff models on a midsized semiarid watershed . Water Resour. Res. , pp. 30(3), 593-605.

Minsky, M. L., & Papert, S. A. (1969). *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press

Nayak, P., Rao, Y. & Sudheer, K. (2006) Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach. Water Resour. Manage., 20, 77–90.

Nikolos, I.K., Stergiadi, M., Papadopoulou, M.P. & Karatzas, G.P. (2008). Artificial neural networks as an alternative approach to groundwater numerical modelling and environmental design. *Hydrological Processes*, 22(17): 3337-3348.

Nikolos, I.K. (2004). Inverse design of aerodynamic shapes using differential evolution coupled with artificial neural network, ERCOFTAC Conference in Design Optimization: Methods and Applications, Athens.

Poli, R., Kennedy, J., & Blackwell, T. (2007). Particle swarm optimization. An overview. Swarm Intelligence , pp. 33-57.

Ratnaweera, A., Halgamuge, S., & Watson, H. (2004). Self-Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer with Time-Varying Acceleration Coefficients. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, (pp. vol. 8, no. 3, pp. 240-255).

Rogers, L., & Dowla, F. (1994). Optimization of groundwater remediation using artificial neural network with parallel solute transport modeling. Water Resour. Res. , pp. 457-481.

Rosenblatt, F. (1958). The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. Psychology Review , pp. v65, No.6 pp.386-408.

Sedighizadeh, D., & Masehian, E. (2009). Particle Swarm Optimization. Methods, Taxonomy and Applications. International Journal of Computer Theory and Engineering , pp. vol.1 pp 486-502.

Semenov, M., A. & Barrow, E., M. (1997). Use of a stochastic weather generator in the development of climate change scenarios. Climatic Change 35: 397-414.

Semenov, M., A. & Barrow, E., M. (2002). LARS - WG: A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies. User Manual

Shamseldin, A.Y. (1997). Application of a Neural Network Technique to Rainfallrunoff Modelling. Journal of .Hydrology. 199, 272-294.

Shi, Y., & Eberhart, R. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. Proceedings of the IEEE Congresson Evolutionary Computation, (pp. vol.3, pp1945-1950).

Shi, Y., & Eberhart, R. (1998). A modified particle swarm optimizer. IEEE international conference on evolutionary computation. Anchorage .

Shi, Y., & Eberhart, R. (1998). Parameter Selection in Particle Swarm Optimization. Proceedings of the 7th International Conference on Evolutionary Programming VII, (pp. 591-600).

Starrett, S., Najjar, Y., & Hill, J. (1996). Neural networkspredict pesticide leaching. Proc. Am. Water and Envir.Conf., ASCE, (pp. 1693-1698). New York.

Trichakis, I., Nikolos, I., & Karatzas, G. (2009). Artificial Neural Network (ANN) Based Modeling for Karstic Groundwater Level Simulation. Water resources managment , pp. Volume 25, Number 4, 1143-1152.

Trichakis, I., Nikolos, I., & Karatzas, G. (2009). Optimal selection of artificial neural network parameters for the prediction of a karstic aquifer's response. Hydrological Processes , pp. 2956-2969.

Tsanis, I., Koutroulis, A., Daliakopoulos, I., & Jacob, D. (2011). Severe climate-induced water shortage and extremes in Crete - A letter. Climatic Change, 106, 667-677.

Tuinhof A., Charles D., Foster S., Kemper K., Kemper K. & Nanni M. (2003). *Groundwater Resource Management - An introduction to its scope and practice.* World Bank - Global water partnership associate program.

Van Den Bergh, F., & Engelbrecht, A. (2001). Effect of Swarm Size on Cooperative particle Swarm Optimizers. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, (pp. pp.892-899).

Wegley, C., Eusuff, M., & Lansey, K. (2000). Determining pump operations using particle swarm optimization. Proceeding of Conference on Water Resources Engineering and Water Resources Planning & Management, (pp. vol. 3, no.52). Minnesota.

Xingie, Y., & Mitsuo, G. (2010). Introduction to Evolutionary algorithms. London: Springer-Verlag.