

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ**  
**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ**  
**ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΑΠΟ ΑΠΟΣΤΑΣΗ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ** : *ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ*  
**ΣΠΟΥΔΩΝ**  
**ΘΕΜΑΤΙΚΗ** : *ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ*  
**ΕΝΟΤΗΤΑ P-INF-003** : *ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ*

**ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΥΛΙΚΟ**

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο**

**Μελέτη Περίπτωσης –**  
**Αρχές Σχεδίασης Γενετικών Αλγορίθμων**

**ΣΥΓΓΡΑΦΕΙΣ:** **Σ. ΛΥΚΟΘΑΝΑΣΗΣ**  
*ΕΠ. ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ*  
*ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΗΧ/ΚΩΝ Η/Υ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ*  
*ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΥ ΠΑΤΡΩΝ*

**Ε. ΓΕΩΡΓΟΠΟΥΛΟΣ**  
*ΜΗΧΑΝΙΚΟΣ Η/Υ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ*

## **ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ**

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε έναν τροποποιημένο Γενετικό Αλγόριθμο ή Εξελικτικό Πρόγραμμα όπως αλλιώς ονομάζεται για την ταυτόχρονη εκπαίδευση και βελτιστοποίηση της δομής Νευρωνικού Δικτύου. Το πρόβλημα που θα προσπαθήσουμε να επιλύσουμε είναι το XOR (δηλαδή θα προσπαθήσουμε να παράγουμε ένα δίκτυο που έχει μάθει τη συνάρτηση XOR).

Το κεφάλαιο είναι δομημένο ως εξής. Αρχικά γίνεται μια εισαγωγή στο πρόβλημα της εύρεσης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής ενός Νευρωνικού Δικτύου και παρουσιάζονται διάφορες προσεγγίσεις του προβλήματος. Στο υπόλοιπο του κεφαλαίου γίνεται μια παρουσίαση ενός απλού γενετικού αλγορίθμου για την ταυτόχρονη βελτιστοποίηση της δομής και την εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου. Αφού γίνει μια παρουσίαση του μοντέλου του δικτύου που θα επεξεργαστεί ο γενετικός αλγόριθμος και των φάσεων του αλγορίθμου, προχωράμε σε εφαρμογή του αλγορίθμου για την επίλυση του XOR προβλήματος και παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των συμπερασμάτων και της βιβλιογραφίας.

### **Στόχοι**

Βασικός στόχος του κεφαλαίου είναι να περιγράψει έναν τροποποιημένο Γενετικό Αλγόριθμο ή Εξελικτικό Πρόγραμμα όπως αλλιώς ονομάζεται για την ταυτόχρονη εκπαίδευση και βελτιστοποίηση της δομής Νευρωνικού Δικτύου. Με αυτόν τον τρόπο συνδέουμε τα Νευρωνικά Δίκτυα που παρουσιάστηκαν στο πρώτο μέρος του συγγράμματος με τους Γενετικούς Αλγορίθμους που αποτέλεσαν το αντικείμενο του δεύτερου μέρους. Επίσης δίνεται η δυνατότητα στον αναγνώστη να δει μια εφαρμογή των Γενετικών Αλγορίθμων σε ένα πραγματικό πρόβλημα.

### **Λέξεις Κλειδιά**

Γενετικοί Αλγόριθμοι, Εξελικτικοί Αλγόριθμοι, Γενετικοί Τελεστές, Νευρωνικά Δίκτυα, Βελτιστοποίηση Αρχιτεκτονικής, Βελτιστοποίηση Δομής, Εκπαίδευση.

### **Προσδοκώμενα Αποτελέσματα**

Όταν θα έχετε τελειώσει τη μελέτη αυτού του κεφαλαίου, θα μπορείτε να:

- Να σχεδιάσετε έναν εξελικτικό αλγόριθμο για την εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων.
- Να σχεδιάσετε έναν εξελικτικό αλγόριθμο για τη βελτιστοποίηση της δομής (αρχιτεκτονικής) ενός Νευρωνικού Δικτύου.

## 6. Μελέτη Περίπτωσης – Αρχές Σχεδίασης Γενετικών Αλγορίθμων

### 6.1 Εισαγωγή

Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίζουμε κατά την εφαρμογή των Νευρωνικών Δικτύων σε πραγματικά προβλήματα είναι η επιλογή της κατάλληλης αρχιτεκτονικής (τοπολογίας) που πρέπει να έχει το δίκτυο. Η αρχιτεκτονική του δικτύου παίζει πολύ σημαντικό ρόλο τόσο στην ικανότητα του να μαθαίνει όσο και στην ικανότητα του να γενικεύει. Το πρόβλημα αυτό, γνωστό ως πρόβλημα εύρεσης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής, έως σήμερα παραμένει άλυτο. Βέβαια έχουν γίνει πολλές προσπάθειες για την επίλυση του. Η πλέον συνηθισμένη τεχνική για την εύρεση μίας καλής τοπολογίας Νευρωνικού Δικτύου για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αυτή της δοκιμής και του λάθους γνωστή παγκοσμίως με τον όρο “trial and error”. Σύμφωνα με αυτή την τεχνική δοκιμάζουμε κάποια αρχιτεκτονική, βλέπουμε πως δουλεύει και αν δεν μας ικανοποιεί δοκιμάζουμε κάποια άλλη και η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου να βρούμε μια ικανοποιητική τοπολογία.

Την τελευταία δεκαετία έχουν γίνει πολλές προσπάθειες για τη δημιουργία αλγορίθμων οι οποίοι ψάχνουν για την βέλτιστη αρχιτεκτονική ενός Νευρωνικού Δικτύου για την επίλυση ενός συγκεκριμένου προβλήματος. Τους αλγορίθμους αυτούς μπορούμε να τους διακρίνουμε σε διάφορες κατηγορίες.

Μια κατηγορία τέτοιων μεθόδων είναι οι *κατασκευαστικοί (constructive)* και οι *καταστροφικοί (pruning)* αλγόριθμοι [Reed, 1993; Yao and Liu, 1997]. Ένας *κατασκευαστικός* αλγόριθμος, γενικά, ξεκινά με ένα ελάχιστο δίκτυο (ένα δίκτυο με τον ελάχιστο αριθμό κρυφών επιπέδων, νευρώνων και συνδέσεων) και προσθέτει συνδέσεις, νευρώνες και κρυφά επίπεδα κατά τη φάση της εκπαίδευσης εάν το «κρίνει» απαραίτητο. Αντίθετα ένας *καταστροφικός* αλγόριθμος κάνει το αντίθετο, γενικά ξεκινά με ένα μέγιστο δίκτυο και «κόβει» τις συνδέσεις, τους νευρώνες και τα κρυφά επίπεδα που «θεωρεί» μη απαραίτητα κατά τη φάση της εκπαίδευσης.

Μια άλλη, πιο πρόσφατη προσέγγιση στο πρόβλημα της εύρεσης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής είναι με τη χρήση Γενετικών Αλγορίθμων και γενικότερα Εξελικτικού

Προγραμματισμού [Holland, 1992; Goldberg, 1989; Michalewicz, 1996; Mitchell, 1995]. Όπως είναι γνωστό, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι μια τάξη μεθόδων βελτιστοποίησης που διακρίνονται για την ικανότητά τους να εξερευνούν μεγάλους και πολύπλοκους χώρους με πολύ έξυπνο και αποτελεσματικό τρόπο προκειμένου να βρουν λύσεις κοντά στην ολικά βέλτιστη. Το πρόβλημα της εύρεσης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής μπορούμε πολύ εύκολα να το σχηματοποιήσουμε σαν ένα πρόβλημα αναζήτησης στο χώρο των αρχιτεκτονικών, όπου κάθε σημείο του χώρου αντιπροσωπεύει και μια αρχιτεκτονική. Με παρόμοιο τρόπο, το πρόβλημα της εκπαίδευσης ενός Νευρωνικού Δικτύου, μπορεί να διατυπωθεί ως πρόβλημα αναζήτησης στο χώρο των βαρών. Στο τέλος, περίπου, της προηγούμενης δεκαετίας ξεκίνησαν διάφορες προσπάθειες για το συνδυασμό των τεχνολογιών των Νευρωνικών Δικτύων και των Γενετικών Αλγορίθμων. Δοθέντων κάποιων κριτηρίων απόδοσης, όπως για παράδειγμα, το λάθος, η ικανότητα γενίκευσης, ο χρόνος για την εκπαίδευση, η πολυπλοκότητα της αρχιτεκτονικής κ.α., για την αρχιτεκτονική του δικτύου, σχηματίζεται μια επιφάνεια στο χώρο των αρχιτεκτονικών. Έτσι η βέλτιστη αρχιτεκτονική αντιστοιχεί στην εύρεση του μέγιστου αυτής της επιφάνειας.

Οι πρώτες προσπάθειες [Davis, 1988; Montana and Davis, 1989; Whitley, 1988; Whitley and Hanson, 1989] για το συνδυασμό Νευρωνικών Δικτύων και Γενετικών Αλγορίθμων επικεντρώθηκαν στην εκπαίδευση ενός δικτύου και όχι στο σχεδιασμό μιας σχεδόν βέλτιστης τοπολογίας. Έτσι, σε δίκτυα με καθορισμένη, σταθερή, αρχιτεκτονική, χρησιμοποίησαν Γενετικό Αλγόριθμο προκειμένου να ψάξει στο χώρο των βαρών για ένα σχεδόν βέλτιστο διάνυσμα βαρών που να επιλύει το πρόβλημα της εκπαίδευσης του δικτύου. Με άλλα λόγια χρησιμοποίησαν τους Γενετικούς Αλγορίθμους αντί κάποιων κλασικών αλγορίθμων εκπαίδευσης όπως για παράδειγμα του αλγορίθμου Πίσω Διάδοσης του Λάθους (Error Back-Propagation). Κάποιες από αυτές τις προσπάθειες αποδείχτηκαν πολύ επιτυχημένες και μάλιστα, σε κάποια δύσκολα πραγματικά προβλήματα, πέτυχαν καλύτερα αποτελέσματα από πιο κλασικές μεθόδους όπως τον αλγόριθμο Πίσω Διάδοσης του Λάθους.

Γρήγορα όμως το ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας μετακινήθηκε από την εκπαίδευση ενός Νευρωνικού Δικτύου στην αναζήτηση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής του, μιας και το συγκεκριμένο πρόβλημα μπορεί να αντιμετωπιστεί πολύ αποτελεσματικά από τους Εξελικτικούς Αλγορίθμους. Έτσι τα τελευταία χρόνια έχει

υπάρξει ένας μεγάλος αριθμός από εργασίες, στη διεθνή βιβλιογραφία, για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος. Περισσότερες πληροφορίες πάνω στην εφαρμογή των Εξελικτικών Αλγορίθμων στην βελτιστοποίηση της δομής Νευρωνικών Δικτύων ο ενδιαφερόμενος αναγνώστης μπορεί να αναζητήσει στις ακόλουθες εργασίες [Yao & Liu, 1997; Happel et. al., 1994; Miller et. al., 1989; Whitley & Bogart, 1990; Billings & Zheng, 1995; Bornholdt & Graudenz, 1992; Adamopoulos et. al., 1998; Likothanassis et. al., 1998; Likothanassis et. al., 1997; Adamopoulos et. al., 1997; Andreou et. al., 1997; Andreou et. al., 1998; Adamopoulos et. al., 1999].

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε έναν τροποποιημένο Γενετικό Αλγόριθμο ή Εξελικτικό Πρόγραμμα όπως αλλιώς ονομάζεται για την ταυτόχρονη εκπαίδευση και βελτιστοποίηση της δομής Νευρωνικού Δικτύου. Το πρόβλημα που θα προσπαθήσουμε να επιλύσουμε είναι το XOR (δηλαδή θα προσπαθήσουμε να παράγουμε ένα δίκτυο που έχει μάθει τη συνάρτηση XOR). Ο αλγόριθμος που θα παρουσιάσουμε δημοσιεύτηκε για πρώτη φορά στο [Likothanassis et. al., 1997].

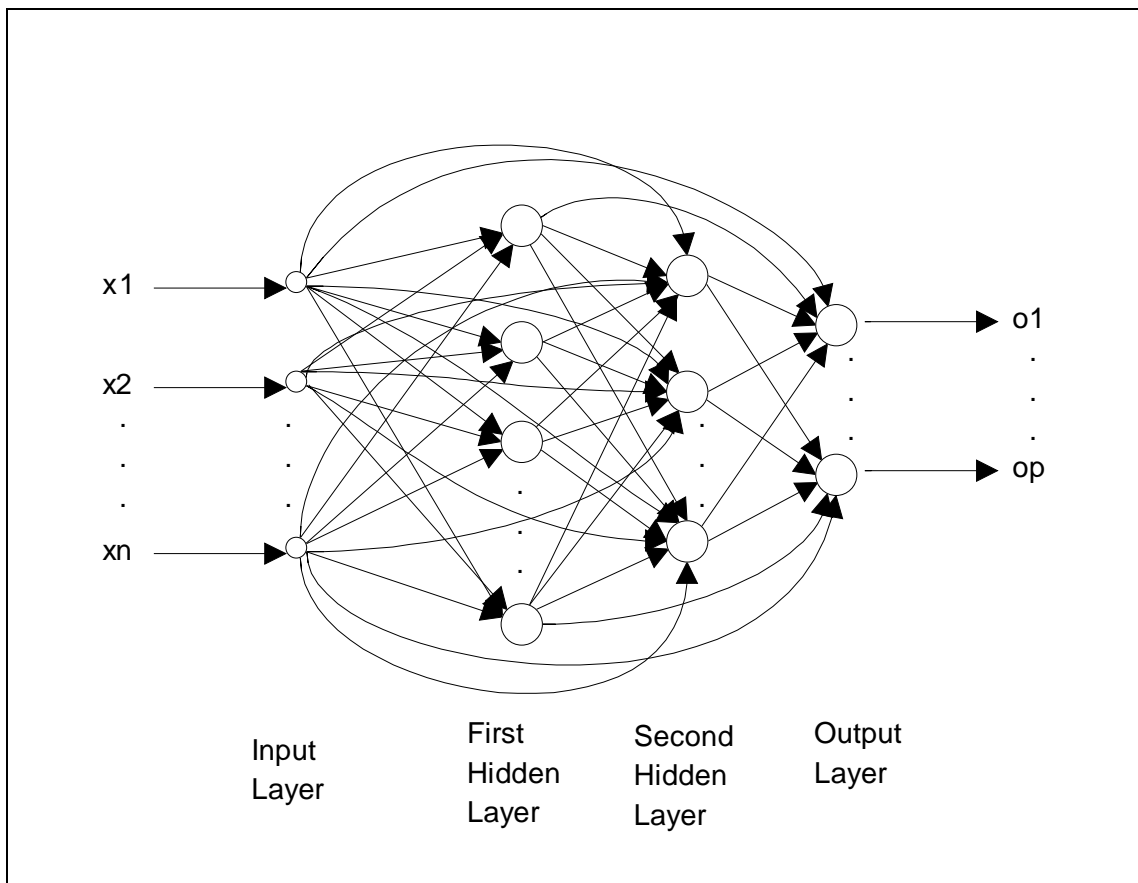
## **6.2 Το μοντέλο του νευρώνα**

Το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου που θα επεξεργαστεί ο γενετικός αλγόριθμος, επιλέχτηκε να είναι όσο πιο γενικό γίνεται. Έτσι, χρησιμοποιήσαμε πολύ-επίπεδα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης. Ένα χαρακτηριστικό δίκτυο αυτού του είδους αποτελείται από ένα σύνολο αισθητήριων νευρώνων που συγκροτούν το επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα υπολογιστικών νευρώνων, και ένα επίπεδο εξόδου από υπολογιστικούς νευρώνες. Στο μοντέλο του νευρωνικού δικτύου που υλοποιήσαμε έγιναν οι ακόλουθες υποθέσεις:

- Κάθε (υπολογιστικός) νευρώνας στο δίκτυο παριστάνεται από το μοντέλο McCulloch-Pitts.
- Τα bits 0 και 1 αναπαρίστανται από τα επίπεδα 0 και +1 αντίστοιχα.

Το μοντέλο του δικτύου είναι πλήρως συνδεδεμένο με feedforward συνδέσεις. Έτσι, κάθε νευρώνας στο επίπεδο εισόδου συνδέεται με κάθε νευρώνα στα κρυμμένα

επίπεδα, με τον ίδιο τρόπο που κάθε νευρώνας σε ένα κρυμμένο επίπεδο συνδέεται με κάθε νευρώνα στα επίπεδα που ακολουθούν. Το ίδιο ισχύει για τις συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες των κρυμμένων επιπέδων και τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου. Επιπλέον, εισάγουμε απ' ευθείας συνδέσεις τροφοδοτούμενες προς τα εμπρός ανάμεσα στους νευρώνες εισόδου και εξόδου. Το σχήμα 6.1 απεικονίζει ένα δείγμα του γενικού μοντέλου του νευρωνικού δικτύου που εξελίσσει ο τροποποιημένος Γενετικός Αλγόριθμος.



**Σχήμα 6.1.** Γράφος αρχιτεκτονικής ενός γενικού μοντέλου δικτύου, με δυο κρυφά επίπεδα [Likiothanassis et. al., 1997].

Ο στόχος της προσέγγισής μας ήταν να υλοποιήσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο, που να μπορεί να μεταβάλλει τη δομή του δυναμικά. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιήσαμε, για την υλοποίηση του, διασυνδεδεμένες λίστες. Το συνολικό νευρωνικό δίκτυο κατασκευάζεται σαν μια διασυνδεδεμένη λίστα επιπέδων. Ενώ κάθε επίπεδο οργανώνεται σαν μια διασυνδεδεμένη λίστα από νευρώνες και κάθε νευρώνας σαν μια διασυνδεδεμένη λίστα από συνάψεις (συνδέσεις) που καταλήγουν σε αυτόν, όπου κάθε σύναψη προσδιορίζεται από το νευρώνα από τον οποίο ξεκινά και από την ισχύ

της (βάρος). Με αυτή του είδους την υλοποίηση έχουμε τη δυνατότητα να προσθέτουμε ή να αφαιρούμε δομικά συστατικά (επίπεδα, νευρώνες, συνδέσεις) του δικτύου δυναμικά προκειμένου να μεταβάλουμε την αρχιτεκτονική του.

### 6.3 Ο Αλγόριθμος

Στη συνέχεια θα περιγράψουμε τους γενετικούς τελεστές που χρησιμοποιούνται και θα παρουσιάσουμε τα βήματα του αλγορίθμου.

#### **Αρχικοποίηση:**

Στο βήμα αυτό δημιουργούμε έναν αρχικό πληθυσμό από τυχαία παραγόμενα νευρωνικά δίκτυα. Κάθε δίκτυο δημιουργείται έτσι ώστε ο αριθμός των κρυφών επιπέδων καθώς και ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε κρυφό επίπεδο να επιλέγεται τυχαία (χρησιμοποιώντας ομοιόμορφη κατανομή) με τη χρήση μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών. Τα βάρη των νευρωνικών δικτύων που προκύπτουν επιλέγονται τυχαία (με ομοιόμορφη κατανομή) στο διάστημα [ελάχιστη τιμή, μέγιστη τιμή] (η ελάχιστη και μέγιστη τιμή των βαρών μπορούν να περαστούν ως παράμετροι του αλγορίθμου). Έτσι, στο τέλος της διαδικασίας αρχικοποίησης έχουμε έναν πληθυσμό νευρωνικών δικτύων με τυχαία τοπολογία.

#### **Αξιολόγηση:**

Στο βήμα αυτό γίνεται η αξιολόγηση των διαφόρων δικτύων που απαρτίζουν τον πληθυσμό. Για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης υπολογίζουμε την έξοδο κάθε νευρώνα εξόδου του δικτύου και τη συγκρίνουμε με την επιθυμητή. Μ' αυτό τον τρόπο, μπορούμε να υπολογίσουμε τον αριθμό των σωστών bits που έχει μάθει το δίκτυο. Έτσι, αν η συνάρτηση που έχουμε να εκπαιδεύσουμε στο δίκτυο έχει  $n$  bits εισόδου και  $r$  bits εξόδου, έχουμε να ελέγξουμε  $2^n$  ενδεχόμενα, που έχουν ως αποτέλεσμα  $2^n r$  bits να μπορεί να είναι αληθή (true) ή ψευδή (false). Στη συνέχεια εκτιμούμε την απόδοση κάθε νευρωνικού δικτύου στον πληθυσμό χρησιμοποιώντας μια πολύ απλή συνάρτηση καταλληλότητας που ισοδυναμεί με τον αριθμό των σωστών bits στην έξοδο κάθε δικτύου.



### **Επιλογή:**

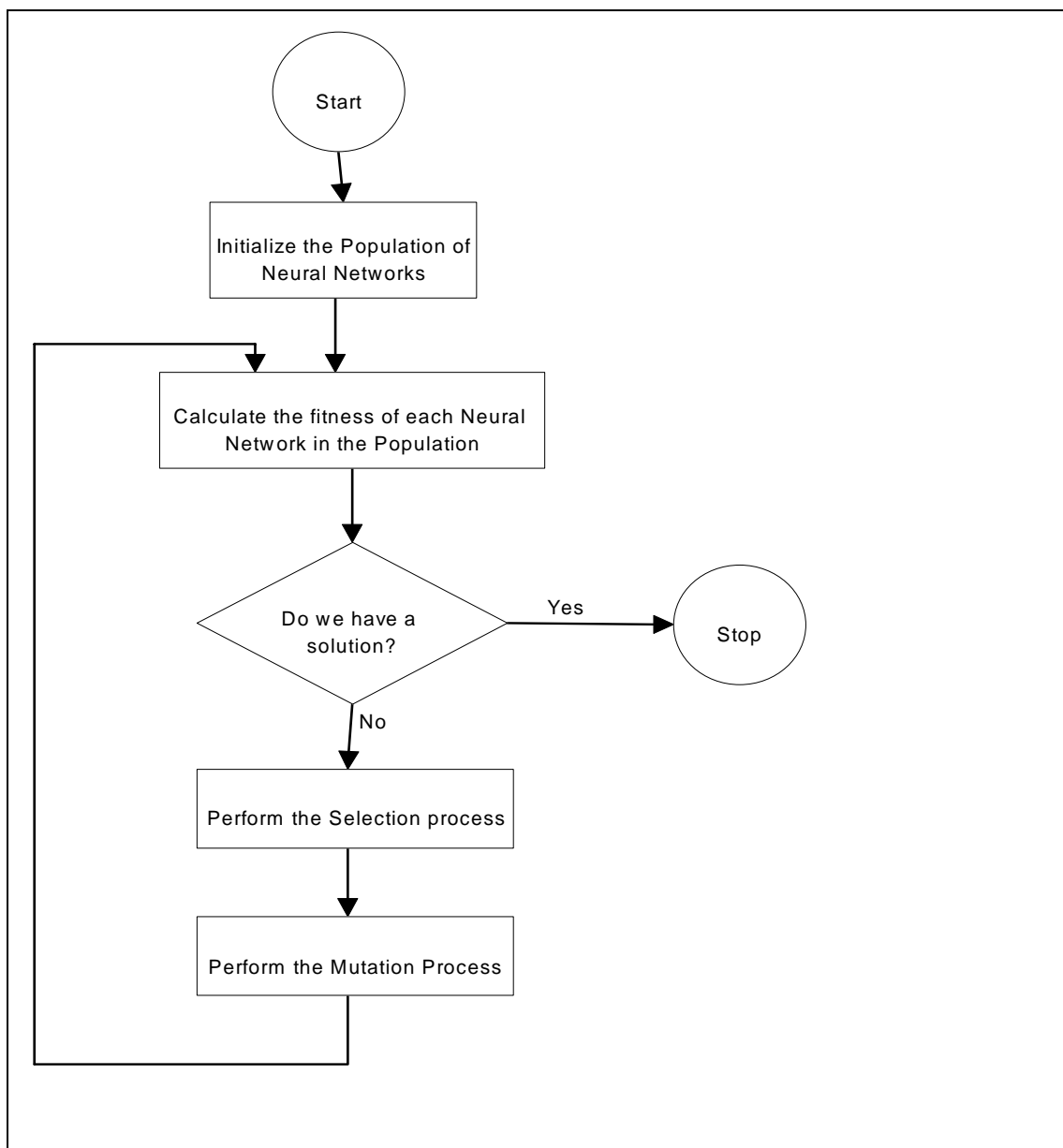
Για τη διαδικασία της επιλογής μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε οποιαδήποτε από τις γνωστές τεχνικές που υπάρχουν στη διεθνή βιβλιογραφία. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή και για λόγους απλότητας επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε την elitism roulette wheel selection [Michalewicz, 1996]. Η τεχνική αυτή μοιάζει με την κλασική roulette wheel selection που περιγράψαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο με μόνη διαφορά ότι εδώ εξασφαλίζουμε πως το καλύτερο μέλος του πληθυσμού θα περάσει σε ένα τουλάχιστον αντίγραφο στον επόμενο πληθυσμό. Έτσι χρησιμοποιώντας ως μέτρο τις fitness functions των δικτύων που υπολογίστηκαν στο βήμα της αξιολόγησης, επιλέγουμε τα δίκτυα που θα «περάσουν» στο νέο πληθυσμό. Εδώ θα πρέπει να σημειώσουμε ότι κατά τη διαδικασία επιλογής, μεταξύ δικτύων με το ίδιο fitness ευνοούμε εκείνα με το μικρότερο μέγεθος. Μια άλλη μέθοδος για να «πιέσουμε» τον πληθυσμό μας σε μικρότερα δίκτυα είναι να χρησιμοποιήσουμε μια fitness function που να περιλαμβάνει και την αρχιτεκτονική (το μέγεθος) του δικτύου. Για λόγους ευκολίας και απλότητας, όμως, αποφασίσαμε να μην το βάλουμε στον αλγόριθμο που παρουσιάζουμε.

### **Μετάλλαξη:**

Ο τελεστής της μετάλλαξης είναι αυτός που ουσιαστικά δημιουργεί τα καινούργια δίκτυα, μιας και στο συγκεκριμένο αλγόριθμο δεν χρησιμοποιούμε διασταύρωση, με αποτέλεσμα να είναι εξαιρετικά σημαντικός για την απόδοση του αλγορίθμου. Με μια ορισμένη πιθανότητα (η οποία δίνεται ως παράμετρος στον αλγόριθμο) επιλέγουμε τα δίκτυα που θα μεταλλαχθούν. Από αυτά τα δίκτυα αφαιρούμε ή προσθέτουμε ένα τυχαίο αριθμό νευρώνων από τα κρυφά επίπεδα. Τα βάρη των νέων συνδέσεων κατανέμονται τυχαία στο διάστημα [ελάχιστη τιμή, μέγιστη τιμή] (ίδια με αυτά που χρησιμοποιήσαμε στη φάση της αρχικοποίησης). Αυτό το είδος της μεταβολής δεν είναι το καλύτερο δυνατόν, και πράγματι στις [Adamopoulos et. al., 1998; Likothanassis et. al., 1998; Likothanassis et. al., 1997; Adamopoulos et. al., 1997; Andreou et. al., 1997; Andreou et. al., 1998; Adamopoulos et. al., 1999] έχουν αναπτυχθεί πολύ πιο αποτελεσματικοί τελεστές αλλά ταυτόχρονα και αρκετά πιο πολύπλοκοι. Το σημαντικό όμως είναι ότι ακόμα και αυτή η απλή ιδέα μετάλλαξης φαίνεται να εργάζεται καλά χωρίς να υπάρχει ανάγκη να καθορίσουμε μια πολύπλοκη δομή πληροφορίας ή ένα καθολικό κανόνα μάθησης.

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως στο συγκεκριμένο αλγόριθμο που παρουσιάζουμε δε χρησιμοποιούμε αναπαραγωγή. Αυτό έγινε για λόγους ευκολίας στην ανάπτυξη του αλγορίθμου μιας και η κατασκευή ενός «καλού» τελεστή αναπαραγωγής για δυναμικά μεταβαλλόμενα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ δύσκολη υπόθεση και αποτελεί ακόμα ανοιχτό αντικείμενο έρευνας. Η κατασκευή ενός απλού τελεστή αναπαραγωγής είναι σχετικά εύκολη όμως δεν προσφέρει σχεδόν τίποτα στην απόδοση του αλγορίθμου.

Στη συνέχεια και στο σχήμα 6.2 παρουσιάζουμε το διάγραμμα ροής του εξελικτικού αλγορίθμου.



**Σχήμα 6.2.** Διάγραμμα ροής του εξελικτικού αλγορίθμου [Likiothanassis et. al., 1997 ].

## 6.4 Εξομοιώσεις

Σε αυτή την ενότητα θα χρησιμοποιήσουμε τον εξελικτικό αλγόριθμο που παρουσιάσαμε για να επιλύσουμε το XOR πρόβλημα – δηλαδή να παράγουμε ένα δίκτυο που να έχει μάθει τη συνάρτηση XOR. Το XOR είναι ένα πρόβλημα ορόσημο στην ιστορία των νευρωνικών δικτύων, και παραμένει ένα πολύ αγαπημένο πρόβλημα «παιχνίδι» στο χώρο. Στον πίνακα 6.1 μπορούμε να δούμε μερικά παραδείγματα εκπαίδευσης της απλής XOR συνάρτησης. Ο πίνακας 6.2 παρουσιάζει τον μέσο αριθμό γενεών, που χρειάζονται για να λυθεί το πρόβλημα XOR, και τον μέσο αριθμό νευρώνων στα κρυφά επίπεδα του καλύτερου δικτύου που προκύπτει στο τέλος της εκτέλεσης του αλγορίθμου.

**Πίνακας 6.1.** Τα πρώτα πέντε τρεξίματα με μέγεθος πληθυσμού 10 δίκτυα.

Αριθμός Γενεών	Αριθμός Κρυφών Νευρώνων
15	2
0	2
8	11
102	6
123	3

**Πίνακας 6.2.** Ο μέσος αριθμός γενεών που απαιτούνται για το πρόβλημα XOR, και ο μέσος αριθμός κρυφών νευρώνων στο καλύτερο δίκτυο, για 40 τρεξίματα.

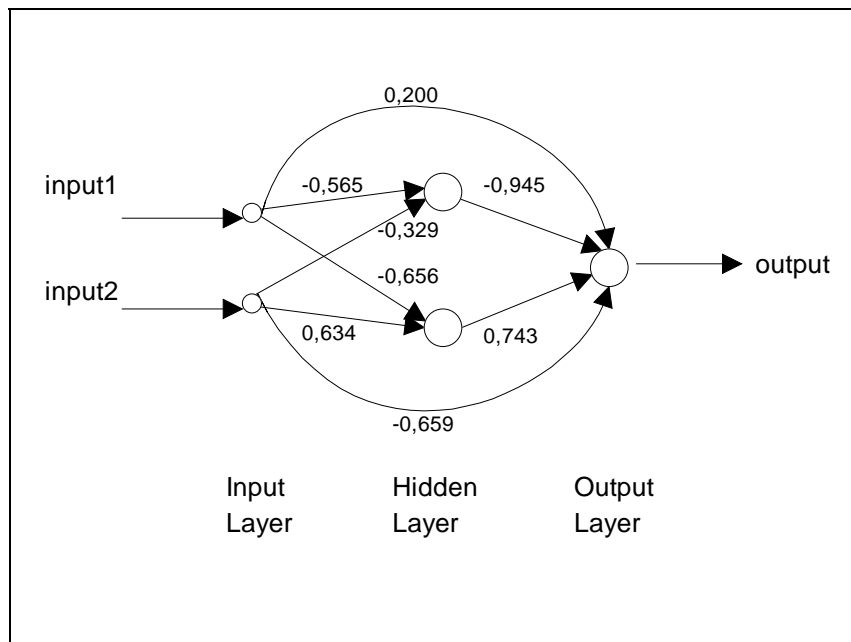
Μέγεθος Πληθυσμού	Μέσος Αριθμός Γενεών	Μέσος Αριθμός Κρυφών Νευρώνων
10	52.45	7,38
20	30.38	7,30

Στον πίνακα 6.3 παρουσιάζουμε μερικά παραδείγματα εκπαίδευσης της XOR συνάρτησης σε ένα γενετικά εκπαιδευόμενο νευρωνικό δίκτυο, από την προσέγγιση που αναφέρεται στο [Bornholdt & Graudenz, 1992]. Σ' αυτή την εργασία χρησιμοποιείται ένα αραιωμένο (diluted) βιολογικό νευρωνικό δίκτυο. Από την σύγκριση των πινάκων 6.2 και 6.3 προκύπτει ότι ο αλγόριθμος που παρουσιάσαμε παράγει μικρότερα δίκτυα σε λιγότερο αριθμό γενεών.

**Πίνακας 6.3.** Αποτελέσματα από την εκπαίδευση της XOR συνάρτησης από την εργασία των [Bornholdt & Graudenz, 1992].

Μέγεθος Πληθυσμού	Αριθμός Γενεών	Αριθμός Κρυφών Νευρώνων
10	1200	22
10	2400	7
10	5000	8
10	5500	13
10	6000	12

Στο σχήμα 6.3 μπορούμε να δούμε ένα παράδειγμα νευρωνικού δικτύου που επιλύει το XOR πρόβλημα και παράγεται από τον εξελικτικό αλγόριθμο, που παρουσιάσαμε, στο τέλος της εξελικτικής διαδικασίας.



**Σχήμα 6.3.** Ένα γενετικά παραγόμενο νευρωνικό δίκτυο που επιλύει το XOR πρόβλημα [Likothanassis et. al., 1997].

### Δραστηριότητες

Οι δραστηριότητες που ακολουθούν θα σας δώσουν την δυνατότητα να κατανοήσετε καλύτερα την πρακτική εφαρμογή των Γενετικών Αλγορίθμων, να τους δείτε πλέον από την πλευρά της υλοποίησης και θα σας οδηγήσουν από το χώρο της θεωρίας στο χώρο της πράξης. Ολοκληρώνοντάς θα είστε σε θέση να υλοποιήσετε έναν εξελικτικό αλγόριθμο και για διάφορα άλλα προβλήματα εκτός από αυτό που περιγράψαμε.

#### **Δραστηριότητα 1.**

Υλοποιήστε σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού το μοντέλο ενός νευρωνικού δικτύου που να έχει τη δυνατότητα να μεταβάλλει δυναμικά τη δομή του όπως αυτό περιγράφηκε προηγουμένως.

#### **Δραστηριότητα 2.**

Υλοποιήστε σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού τους γενετικούς τελεστές που περιγράψαμε σε αυτό το κεφάλαιο.

#### **Δραστηριότητα 3.**

Υλοποιήστε σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού τον «συνολικό» εξελικτικό αλγόριθμο που περιγράψαμε, και απεικονίζεται στο σχήμα 6.2.

#### **Δραστηριότητα 4.**

Πειραματιστείτε με το πρόβλημα XOR για διάφορες τιμές των παραμέτρων του εξελικτικού αλγορίθμου.

#### **Δραστηριότητα 4.**

Πειραματιστείτε με διάφορα άλλα προβλήματα είτε δυαδικά όπως το AND ή το OR είτε πραγματικά. Τέτοια προβλήματα μπορείτε να “κατεβάσετε” από τη διεύθυνση [Murphy, P. M. & Aha, D. W.]: <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html>

## 6.5 Ανασκόπηση - Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάσαμε έναν απλό τροποποιημένο Γενετικό αλγόριθμο, ή εξελικτικό πρόγραμμα όπως αλλιώς το ονομάσαμε, για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής και την εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου. Στόχος μας ήταν να παρουσιάσουμε ένα πεδίο εφαρμογής των Γενετικών Αλγορίθμων που συζητήσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο και το οποίο να συνδυάζεται με τα νευρωνικά δίκτυα που παρουσιάστηκαν στην αρχή του συγγράμματος. Ο αλγόριθμος που περιγράψαμε προσπαθήσαμε να είναι όσο πιο απλός και κατανοητός γίνεται. Παρ' όλη όμως την απλότητα του αλγορίθμου έγινε φανερό από τις εξομοιώσεις η δύναμη των Γενετικών Αλγορίθμων στην επίλυση δύσκολων προβλημάτων, όπως είναι και το πρόβλημα της εκπαίδευσης και της εύρεσης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής Νευρωνικών Δικτύων.

## 6.6 Βιβλιογραφία

- Adamopoulos, A., Georgopoulos E., Manioudakis, G. and Likothanassis, S. “An Evolutionary Method for System Structure Identification Using Neural Networks” *Neural Computation '98*, 1998.
- Likothanassis, S. D., Georgopoulos, E. F. and Manioudakis, G., “Currency Forecasting Using Genetically Optimized Neural Networks”, *HERCMA Athens* September 1998.
- Michalewicz, Z., “*Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*”, Springer-Verlag, 1996.
- R. Reed, “Pruning Algorithms – a survey” *IEEE Trans. On Neural Networks*, vol. 4, no. 5, pp. 740-747, 1993.
- Yao, X. & Liu, Y. A New Evolutionary System for Evolving Artificial Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, no. 3, 1997.
- Holland, J. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT press 1992.
- Goldberg, D. *Genetic Algorithms in Search Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley 1989.
- Mitchell M. *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press 1996.
- Davis, L. Mapping classifier systems into neural networks. *Proceedings of the 1988 Conference on Neural Information Processing Systems*, Morgan Kaufmann, 1988.
- Happel, B., et al. Design and evolution of modular neural network architectures. *Neural Networks*, Vol. 7, pp. 985 – 1004, 1994.
- Miller, G., et al. Designing neural networks using genetic algorithms. *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann 1989.
- Montana, D. and Davis, L. Training feedforward neural networks using genetic algorithms. *BBN Systems and Technologies*, Cambridge, MA 1989.
- Whitley, D. Applying genetic algorithms to neural network problems, *International Neural Networks Society*, p.230 1988.
- Whitley, D., and Hanson, T. Optimizing neural networks using faster, more accurate genetic search. *3<sup>rd</sup> Intern. Conference on Genetic Algorithms*, Washington D.C., Morgan Kaufmann, pp. 391-396, 1989.



- Whitley, D., and Bogart, C. The evolution of connectivity: Pruning neural networks using genetic algorithms. *International Joint Conference on Neural Networks, Washington D.C.*, 1. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, pp. 134-137, 1990.
- Billings, S. A., and Zheng, G. L. Radial basis function network configuration using genetic algorithms. *Neural Networks*, Vol. 8, pp. 877-890, 1995.
- Bornholdt S. and Graudenz, D. General asymmetric neural networks and structure design by genetic algorithms. *Neural Networks*, Vol. 5, pp327 – 334, 1992.
- Andreou, A., Georgopoulos, E., Zombanakis, G. and Likothanassis, S., “Testing Currency Predictability Using An Evolutionary Neural Network Model”, Proceedings of the *fifth International Conference on Forecasting Financial Markets*, Banque Nationale de Paris and Imperial College, London, 1998.
- Adamopoulos A. V., Georgopoulos E. F., Likothanassis S. D. and P.A. Anninos “Forecasting the MagnetoEncephaloGram (MEG) of Epileptic Patients Using Genetically Optimized Neural Networks”, *GECCO 1999*.
- Murphy, P. M. & Aha, D. W. “UCI Repository of Machine Learning Databases – <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html> ” Irvine, California: University of California, Department of Information and Computer Science, 1994.