

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΑΝΑΖΗΤΗΣΗΣ ΚΙΝΟΥΜΕΝΟΥ ΣΤΟΧΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΩΝ  
ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Διπλωματική Εργασία  
του

Αθανάσιου Μανωλιού

Θεσσαλονίκη, Ιούνιος 2022



ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΑΝΑΖΗΤΗΣΗΣ ΚΙΝΟΥΜΕΝΟΥ ΣΤΟΧΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΩΝ  
ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Αθανάσιος Μανωλιός

Πτυχίο Μηχανικού Αυτοματισμού, Αλεξάνδρειο ΤΕΙ Θεσσαλονίκης, 2018

Διπλωματική Εργασία

υποβαλλόμενη για τη μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΤΙΤΛΟΥ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ

ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

Επιβλέπων Καθηγητής  
Σιφαλέρας Άγγελος

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 28/06/2022

ΣΙΦΑΛΕΡΑΣ ΑΓΓΕΛΟΣ

ΣΑΜΑΡΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

ΧΡΗΣΤΟΥ-ΒΑΡΣΑΚΕΛΗΣ  
ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ

.....

.....

.....

Αθανάσιος Μανωλιός

.....

## Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως στόχο την υλοποίηση ενός εξελικτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου και την ανάλυση του τρόπου λειτουργίας του. Το δίκτυο αυτό εφαρμόζεται σε ένα πρόβλημα αναζήτησης κινούμενου στόχου, όπου εκτιμάται η ακρίβεια των λύσεων που προκύπτουν από το νευρωνικό δίκτυο. Ως εργαλείο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου αξιοποιείται ένας εξελικτικός αλγόριθμος, και συγκεκριμένα ο γενετικός αλγόριθμος. Αφού παρουσιαστεί το θεωρητικό υπόβαθρο των νευρωνικών δικτύων και του γενετικού αλγορίθμου, ακολουθεί μία λεπτομερής αναφορά στην πειραματική υλοποίηση, και αφού παρουσιαστούν τα διάφορα στάδια ανάπτυξης, γίνεται μία ανάλυση των αποτελεσμάτων όπου παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της έρευνας.

### Λέξεις κλειδιά:

Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, εξελικτικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, γενετικός αλγόριθμος, αναζήτηση κινούμενου στόχου

## Abstract

This thesis aims to implement an evolutionary artificial neural network and expand on how such a network operates. The network is then applied to a problem of tracking a moving target, where the accuracy of its solutions is evaluated. An evolutionary algorithm is implemented as the neural network's training algorithm, specifically the genetic algorithm. After presenting the theoretical background concerning the artificial neural networks and the genetic algorithm, a thorough report on the experimental approach is made, followed by the different implementation phases of the project. Finally, the results of the experiment are presented along with an overview of the conclusions which resulted from the project.

## Keywords:

Artificial neural network, evolutionary artificial neural network, genetic algorithm, moving target tracking

# Περιεχόμενα

<b>1. Εισαγωγή</b>	<b>1</b>
1.1 Σημαντικότητα του θέματος	1
1.2 Σκοπός - Στόχοι	1
1.3 Διάρθρωση της εργασίας	2
<b>2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα</b>	<b>3</b>
2.1 Εισαγωγή	3
2.2 Συνδεσμολογία τεχνητών νευρώνων	4
2.3 Συνάρτηση μεταφοράς τεχνητού νευρώνα	7
2.4 Σύνοψη κεφαλαίου	9
<b>3. Μεθευρετικές μέθοδοι</b>	<b>10</b>
3.1 Εισαγωγή	10
3.2 Κατηγοριοποίηση μεθευρετικών μεθόδων	10
3.3 Γενετικοί αλγόριθμοι	11
3.4 Γενετικοί τελεστές γενετικού αλγορίθμου	12
3.4.1 Σχήμα κωδικοποίησης	13
3.4.2 Επιλογή	14
3.4.3 Διασταύρωση	16
3.4.4 Μετάλλαξη	18
3.5 Σύνοψη κεφαλαίου	19
<b>4. Εξελικτικά νευρωνικά δίκτυα</b>	<b>21</b>
4.1 Εισαγωγή	21
4.2 Μεταβολή των βαρών του δικτύου	22
4.2.1 Δυαδική κωδικοποίηση	22
4.2.2 Κωδικοποίηση πραγματικών τιμών	23
4.2.3 Σύγκριση εξελικτικής εκπαίδευσης και απότομης καθόδου	24
4.3 Μεταβολή της αρχιτεκτονικής του δικτύου	25
4.3.1 Άμεση κωδικοποίηση	26
4.4 Κωδικοποίηση των δικτύων της εργασίας	27
4.5 Σύνοψη κεφαλαίου	29
<b>5. Προγραμματιστική υλοποίηση</b>	<b>30</b>
5.1 Εισαγωγή	30
5.2 Εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν	30
5.3 Γραφικό περιβάλλον	31
5.4 Τρόποι λειτουργίας	32
5.4.1 Ακραίος στόχος	33
5.4.2 Ακίνητος στόχος	33
5.4.3 Κινούμενος στόχος	34
5.5 Τα άτομα του πληθυσμού	35

5.6 Ο έλεγχος της διαδικασίας	42
5.7 Παραλληλισμός του πληθυσμού	45
<b>6. Αποτελέσματα συμπεράσματα και βελτιώσεις</b>	<b>47</b>
6.1 Αποτελέσματα στον ακραίο και τον ακίνητο στόχο	47
6.2 Αποτελέσματα και συμπεράσματα του κινούμενου στόχου	49
6.3 Βελτιώσεις της υλοποίησης	51
6.4 Μελλοντική έρευνα	53
<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>56</b>

# Πίνακας εικόνων

Εικόνα 2.i - Απεικόνιση τεχνητού νευρώνα.....	3
Εικόνα 2.ii: Οπτική αναπαράσταση ενός αναδρομικού δικτύου και ενός δικτύου εμπρόσθιας τροφοδότησης.....	7
Εικόνα 4.i: Κατηγοριοποίηση μεθευρετικών μεθόδων με βάση τον πληθυσμό.....	12
Εικόνα 4.ii: Τελεστές γενετικών αλγορίθμων.....	13
Εικόνα 4.iii: Επιλογή ρουλέτας.....	15
Εικόνα 4.iv: Διασταύρωση δύο σημείων.....	17
Εικόνα 4.v: Διασταύρωση διατήρησης προτεραιότητας.....	18
Εικόνα 4.vi: Γραφική αναπαράσταση των μεταλλάξεων που παρουσιάστηκαν.....	19
Εικόνα 5.i: Ένα χρωμόσωμα του γονιδίου ενός ατόμου του πληθυσμού.....	28
Εικόνα 6.i: Το γραφικό περιβάλλον του κυρίως παραθύρου.....	31
Εικόνα 6.ii: Παράθυρο ρυθμίσεων πληθυσμού.....	32
Εικόνα 6.iii: Μορφή ακίνητου στόχου.....	34



# 1. Εισαγωγή

## 1.1 Σημαντικότητα του θέματος

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα ενεργό πεδίο έρευνας για εφαρμογές όπως η ταξινόμηση συνόλων δεδομένων, η αναγνώριση φωνής και εικόνων, και η προσομοίωση διαφόρων συστημάτων. Βασίζονται στο βιολογικό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων, και στον πυρήνα τους αποτελούνται από έναν μεγάλο αριθμό απλών υπολογιστικών μονάδων συνδεδεμένες μεταξύ τους. Ανάμεσα στις διάφορες μεθοδολογίες που εφαρμόζονται για την εκπαίδευσή τους, μεγάλο ενδιαφέρον έχει μία άλλη διαδικασία η οποία επίσης αντλεί την έμπνευσή της από μηχανισμούς που συναντάμε στην φύση: οι εξελικτικοί αλγόριθμοι. Οι αλγόριθμοι αυτοί αποτελούν υποσύνολο των μεθευρετικών μεθόδων. Αξιοποιώντας τους εξελικτικούς αλγόριθμους για την εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων καταλήγουμε σε μία νέα κατηγορία, αυτή των εξελικτικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ένα εργαλείο που συνδυάζει τα πλεονεκτήματα επίλυσης προβλημάτων και πρόβλεψης που προσφέρουν τα νευρωνικά δίκτυα, με τις εκτεταμένες δυνατότητες αναζήτησης βέλτιστων λύσεων των μεθευρετικών αλγορίθμων, προσφέροντας αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις κλασικές μεθοδολογίες εκπαίδευσης σε ένα μεγάλο σύνολο προβλημάτων.

## 1.2 Σκοπός - Στόχοι

Η παρούσα εργασία έχει ως σκοπό την δημιουργία ενός εξελικτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου βασισμένο για την εκπαίδευσή του σε έναν γενετικό αλγόριθμο. Τα άτομα του πληθυσμού, για τους σκοπούς της εργασίας, επιχειρούν να φτάσουν έναν στόχο ο οποίος βρίσκεται στο ίδιο εικονικό περιβάλλον με εκείνα, και η κίνησή τους μέσα στον χώρο αποτυπώνεται στην οθόνη σαν ένα σύνολο από μικρούς 'εικονικούς οργανισμούς'. Ο τελικός στόχος της εργασίας είναι η παρουσίαση της υλοποίησης και του τρόπου λειτουργίας του εξελικτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου, βασιζόμενη πάνω στις επιλογές που έγιναν για την κωδικοποίηση της πληροφορίας, και του εξελικτικού αλγορίθμου, και έπειτα η ανάλυση της ικανότητας του πληθυσμού που προέκυψε από την υλοποίηση να ακολουθεί έναν κινούμενο στόχο έπειτα από έναν μεγάλο αριθμό γενεών κατά την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Μέρος αυτής της διαδικασίας είναι και η επισκόπηση της δυνατότητας πρόβλεψης της τελικής θέσης του στόχου, καθώς αυτός κινείται μέσα στον χώρο. Σημαντική είναι και η σύγκριση με άλλα συστήματα τα οποία κάνουν πρόβλεψη της πορείας ενός στόχου μέσα στον χώρο, όπου έπειτα θα παρουσιαστούν πιθανά πλεονεκτήματα ή μειονεκτήματα της υλοποίησης που γίνεται στην παρούσα εργασία, καθώς και πιθανές βελτιώσεις που μπορούν να αφορούν μελλοντική έρευνα, για την βελτίωση των λύσεων που προκύπτουν από την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου με την χρήση εξελικτικών αλγορίθμων.

## 1.3 Διάρθρωση της εργασίας

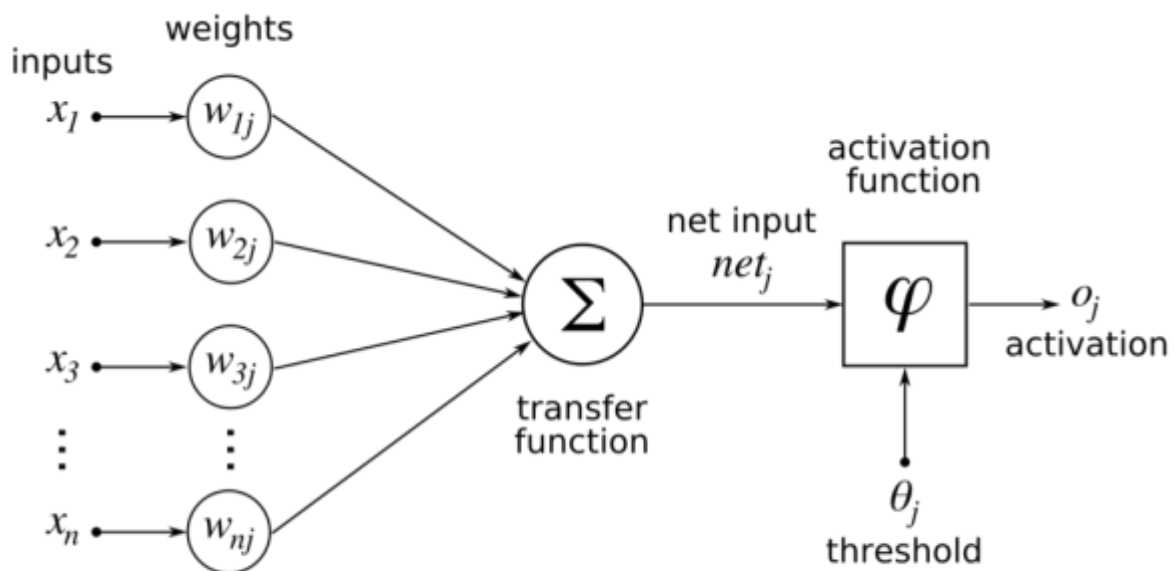
Η εργασία ξεκινάει αναφέροντας χαρακτηριστικά για τον τρόπο λειτουργίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, εξηγώντας τις βασικές αρχές και ορίζοντας δύο βασικές κατηγορίες ανάλογα με την τοπολογία τους. Έπειτα γίνεται μία παρουσίαση στις μεθευρετικές μεθόδους και μια κατηγοριοποίηση βάσει κάποιων χαρακτηριστικών τους, ώστε αμέσως μετά να γίνει μία ανάλυση του γενετικού αλγορίθμου, ο οποίος είναι η μεθευρετική μέθοδος που υλοποιήθηκε στην εργασία.

Συνεχίζοντας, παρουσιάζονται τα εξελικτικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και παρουσιάζονται οι βασικές αρχές λειτουργίας αυτών, χωρίζοντάς τα σε κατηγορίες ανάλογα με κάποια χαρακτηριστικά τους, όπως η κωδικοποίηση των δεδομένων τους. Αφού ολοκληρωθεί η παρουσίαση των βασικών αρχών, ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο μία πλήρης ανάλυση της υλοποίησης του προγράμματος, η οποία ως κύριο σκοπό δεν έχει να επεξηγήσει τον κώδικα, αλλά να παρουσιάσει όλα τα “μηχανικά” μέρη της υλοποίησης του εξελικτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου, ώστε να γίνει κατανοητή η λειτουργία του. Η εργασία ολοκληρώνεται παρουσιάζοντας τα αποτελέσματα της υλοποίησης του δικτύου και τα συμπεράσματα που προέκυψαν, γίνεται μία ανάλυση της ποιότητας των αποτελεσμάτων συγκριτικά με άλλες λύσεις που υπάρχουν για την επίλυση παρόμοιων προβλημάτων, και παρουσιάζονται πιθανές βελτιώσεις στην μεθοδολογία που ακολουθήθηκε, όπως αυτές προκύπτουν είτε από την ποιότητα των πειραματικών αποτελεσμάτων, είτε από άλλες λύσεις που προτείνονται στην υπάρχουσα βιβλιογραφία.

## 2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

### 2.1 Εισαγωγή

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANNs) είναι βασισμένα σε μία συλλογή από μονάδες τις οποίες αποκαλούμε τεχνητούς νευρώνες, συνδεδεμένες μεταξύ τους. Ένας τεχνητός νευρώνας συλλέγει τα σήματα από τις εισόδους του, τα επεξεργάζεται, και μεταφέρει ως έξοδό του ένα σήμα σε έναν ή περισσότερους τεχνητούς νευρώνες οι οποίοι είναι συνδεδεμένοι με αυτόν. Το σήμα στην είσοδο ενός τεχνητού νευρώνα είναι ένας πραγματικός αριθμός, και η έξοδος είναι συνήθως μία μη γραμμική επεξεργασία πάνω στην είσοδό του. Η κάθε είσοδος συσχετίζεται με ένα βάρος το οποίο ενισχύει ή εξασθενεί το σήμα εισόδου, και αλλάζει καθώς το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται.



Εικόνα 2.1 - Απεικόνιση τεχνητού νευρώνα  
Πηγή: [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel\\_english.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel_english.png)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση διαφόρων προβλημάτων, μιμούμενα μία "ευφυή" προσέγγιση βασισμένη σε αντίστοιχα βιολογικά συστήματα. Συνηθισμένες εφαρμογές βρίσκονται σε προβλήματα όπως αναγνώριση μοτίβων, κατηγοριοποίηση / ταξινόμηση δεδομένων, πρόβλεψη (όπως για παράδειγμα σε συστήματα πρόβλεψης καιρού), προβλήματα βελτιστοποίησης, και προβλήματα ελέγχου. Το τελευταίο παράδειγμα είναι και το αντικείμενο αυτής της εργασίας, όπου, βάσει των σημάτων στην είσοδο ενός νευρωνικού δικτύου, πρέπει να υπολογιστεί μία έξοδος η οποία θα επιτρέπει στο σύστημα να ακολουθήσει έναν στόχο σε ένα εικονικό περιβάλλον.

## 2.2 Συνδεσμολογία τεχνητών νευρώνων

Ανάλογα με την εσωτερική συνδεσμολογία μεταξύ των τεχνητών νευρώνων, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χωριστούν σε δύο βασικές κατηγορίες: δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward neural networks) και δίκτυα με ανάδραση (recurrent neural networks). Και στις δύο περιπτώσεις η βασική δομή παραμένει η ίδια, συγκεκριμένα βρίσκουμε ένα επίπεδο με νευρώνες εισόδου (**input layer**), το οποίο λαμβάνει τα σήματα εισόδου και τα προωθεί στα επόμενα επίπεδα, ένα ή και περισσότερα κρυφά επίπεδα (**hidden layers**) τα οποία εφαρμόζουν τους αντίστοιχους υπολογισμούς στα σήματα που λαμβάνουν αναλόγως των βαρών τους, και ένα επίπεδο εξόδου (**output layer**) το οποίο μας δίνει το αποτέλεσμα που υπολόγισε το δίκτυο.

Σε ένα **δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης**, η ροή των δεδομένων ανάμεσα στους νευρώνες ταξιδεύει αυστηρά από την είσοδο προς την έξοδο του δικτύου. Διαφορετικές συνδεσμολογίες μεταξύ των κρυφών επιπέδων μπορούν να δώσουν διαφορετική συμπεριφορά στο δίκτυο. Τα δίκτυα αυτά μπορούν να χαρακτηριστούν ως “στατικά” ως προς το γεγονός ότι παράγουν μόνο ένα σύνολο τιμών εξόδου στα εσωτερικά επίπεδά τους αναλόγως με την είσοδό τους, αντί για μία ακολουθία τιμών. Επίσης χαρακτηρίζονται ως δίκτυα “χωρίς μνήμη”, καθώς η κατάσταση εξόδου τους για ένα σήμα εισόδου δεν επηρεάζεται από την προηγούμενη κατάσταση του δικτύου.

Ο πιο συνηθισμένος τρόπος εκπαίδευσης αυτής της τοπολογίας νευρωνικών δικτύων, είναι ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (back-propagation, BP). Ο αλγόριθμος αυτός δρα πάνω σε μία συνάρτηση η οποία εξαρτάται από τα αναμενόμενα αποτελέσματα στην έξοδο του δικτύου για μία συγκεκριμένη είσοδο, και στα πραγματικά αποτελέσματα, και ονομάζεται αντικειμενική συνάρτηση. Η δράση του αλγορίθμου αφορά την παράγωγο της αντικειμενικής συνάρτησης του κάθε νευρώνα, όπου η απόκλιση από τα επιθυμητά αποτελέσματα (το λεγόμενο σφάλμα) ακολουθείται από την έξοδο, προς τα κρυφά επίπεδα, και τελικά προς την είσοδο, επηρεάζοντας τα βάρη των νευρώνων για την μείωσή της.

Όπως είναι εμφανές από τον τρόπο λειτουργίας του BP, για την εκπαίδευση ενός δικτύου με την παραπάνω μεθοδολογία απαιτείται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, για το οποίο η επιθυμητή έξοδος για κάθε είσοδο του δικτύου είναι γνωστή. Το δίκτυο ξεκινάει με τυχαία βάρη για τους νευρώνες, και έπειτα αυτά επηρεάζονται σε κάθε επόμενη επανάληψη ή αλλιώς εποχή, η οποία ολοκληρώνεται όταν έχει εξαντληθεί ολόκληρο το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Κατά την εκτέλεση αυτής της επαναληπτικής διαδικασίας, δεδομένης της σταδιακής μείωσης του σφάλματος από την μεταβολή των βαρών, το δίκτυο τείνει να συγκλίνει σε ένα τοπικό ελάχιστο το οποίο δίνει την βέλτιστη λύση.

Μία εναλλαγή της παραπάνω διαδικασίας, είναι η μεταβολή των βαρών για κάθε δείγμα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης, σε αντίθεση με την μεταβολή τους στο τέλος κάθε εποχής. Η μεθοδολογία αυτή συνήθως προτιμάται, αφού στο τέλος της εποχής δεν απαιτείται να έχει κρατηθεί ένα ιστορικό των εξόδων του δικτύου για κάθε δείγμα, μειώνοντας έτσι τους απαιτούμενους πόρους, αλλά και επειδή με την τυχαία

επιλογή των δειγμάτων σε κάθε εποχή, η διαδικασία αναζήτησης των βέλτιστων βαρών γίνεται στοχαστική αποτρέποντας έτσι το δίκτυο να εγκλωβιστεί εύκολα σε κάποιο τοπικό βέλτιστο.

Με την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας εκπαίδευσης, το δίκτυο είναι έτοιμο να δεχτεί νέα σύνολα δεδομένων τα οποία δεν ανήκουν στο σύνολο εκπαίδευσης, για τα οποία παράγει εξόδους βάσει της δυνατότητας γενίκευσης που προέκυψε κατά την εκπαίδευσή του. Στην περίπτωση που η διαδικασία εκπαίδευσης δεν έχει επιτύχει, μπορούμε να παρατηρήσουμε το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής (overfitting), κατά το οποίο το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να δίνει πολύ καλά αποτελέσματα όταν τροφοδοτείται με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, αλλά αποκλίνει πάρα πολύ από τα επιθυμητά αποτελέσματα όταν τροφοδοτείται με νέα δεδομένα. Το φαινόμενο αυτό μπορεί να παρουσιαστεί όταν το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης είναι πολύ μικρό, και δεν είναι αντιπροσωπευτικό των δεδομένων που θέλουμε το δίκτυο να μπορεί να γενικεύσει.

Το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής μπορεί να εμφανιστεί σε δύο διαφορετικά είδη γενίκευσης: είτε κατά την γενίκευση δεδομένων εντός των ορίων του συνόλου εκπαίδευσης (interpolation), είτε κατά την γενίκευση εκτός (extrapolation). Στην πρώτη περίπτωση, το δείγμα δεδομένων που τροφοδοτείται στο δίκτυο ανήκει σε ένα υποσύνολο στο οποίο έχει εκτεθεί το δίκτυο κατά την εκπαίδευση. Στην δεύτερη περίπτωση, το δίκτυο καλείται να κάνει πρόβλεψη, βάσει των τάσεων που παρατήρησε ότι ακολουθούν τα δεδομένα, εργασία η οποία συνήθως παρατηρείται να είναι πιο δύσκολη, οπότε και το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής παρουσιάζει πιθανώς μεγαλύτερο πρόβλημα.

Σε ένα **δίκτυο με ανάδραση** (ή αλλιώς αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο), το αποτέλεσμα ενός νευρώνα μπορεί να τροφοδοτηθεί σε έναν νευρώνα που βρίσκεται σε προηγούμενο επίπεδο ή ακόμα και στον εαυτό του, μεταβάλλοντας έτσι την κατάσταση της εξόδου του και, κατ' επέκταση, την κατάσταση εξόδου ολόκληρου του δικτύου.

Ένα από τα πλεονεκτήματα ενός αναδρομικού νευρωνικού δικτύου, που το κάνει να προτιμάται για κάποιες κατηγορίες προβλημάτων, είναι η δυνατότητά του να λαμβάνει αποφάσεις για σήματα στην είσοδό του τα οποία ανήκουν σε κάποια χρονική ακολουθία. Σε ένα απλό παράδειγμα, έστω μία είσοδος που αποτελείται από τρία δείγματα τα οποία μπορούν να αποτυπωθούν ως σήματα στους νευρώνες εισόδου. Τα δείγματα αυτά μπορούν να αφορούν την κατάσταση ενός συστήματος σε τρεις διαφορετικές χρονικές στιγμές. Το αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να επεξεργαστεί τα τρία αυτά δείγματα λαμβάνοντας υπ' όψιν την προηγούμενη κατάστασή του για κάθε επόμενο σήμα στην είσοδό του.

Ακολουθώντας το παραπάνω παράδειγμα, το αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να λειτουργήσει και ως ένα δίκτυο που μπορεί να δεχθεί εισόδους άγνωστου μήκους, αφού το συνολικό σήμα εισόδου μπορεί να χωριστεί σε τμήματα τα οποία μπορούν να τροφοδοτηθούν άμεσα στο γνωστό πλήθος νευρώνων εισόδου του δικτύου, και από τον τρόπο λειτουργίας του να επεξεργαστεί το σύνολο της πληροφορίας που περιέχει το αρχικό σήμα εισόδου. Αυτή είναι μία τεχνική που μπορεί να χρησιμοποιηθεί

στην αναγνώριση φωνής, καθώς το σήμα εισόδου μπορεί να αποτελείται από μία φράση άγνωστου μήκους.

Ένας από τους πιό συνηθισμένους αλγόριθμους εκπαίδευσης για τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα είναι μία παραλλαγή του BP ο οποίος ονομάζεται BPTT (back-propagation through time), ο οποίος λαμβάνει υπ' όψιν του και τα σημεία στα οποία εκκινείται και τελειώνει το σήμα εισόδου ώστε να μπορέσει να εξάγει σωστά συμπεράσματα για το σφάλμα που προέκυψε από τα δεδομένα εκπαίδευσης της κάθε εποχής.

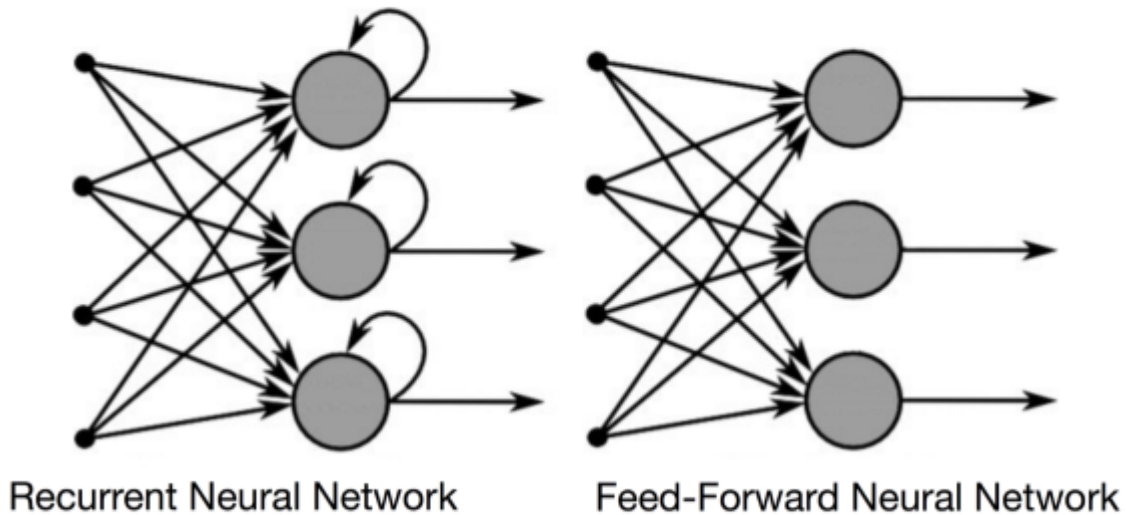
Και στις δύο παραπάνω συνδεσμολογίες που αναφέρθηκαν, είναι σημαντικές κάποιες παράμετροι του δικτύου για την αποφυγή προβλημάτων όπως αυτό της υπερπροσαρμογής. Για τον λόγο αυτό, αν και δεν υπάρχει μία μεθοδολογία που μπορεί να δώσει πάντα τις σωστές παραμέτρους για κάθε νευρωνικό δίκτυο, και συνήθως απαιτείται μία στρατηγική δοκιμής και σφάλματος αναλόγως με το πρόβλημα στο οποίο εφαρμόζεται το νευρωνικό δίκτυο, υπάρχουν κάποιοι γενικοί κανόνες που μπορούν να ακολουθηθούν.

Μία παράμετρος με μεγάλη σημασία είναι το πλήθος των κρυφών επιπέδων. Αν και στην βιβλιογραφία αναφέρεται η χρήση ενός αριθμού μεταξύ του πλήθους των νευρώνων εισόδου και του πλήθους των νευρώνων εξόδου, στην πραγματικότητα είναι πολύ πιό αποδοτική η κατασκευή δικτύων με διαφορετικό πλήθος κρυφών επιπέδων, και η επιλογή του δικτύου που εμφανίζει το μικρότερο σφάλμα. Στην πραγματικότητα η χρήση πολλαπλών δικτύων είναι απαραίτητη, αφού το κάθε δίκτυο έχει κίνδυνο να παγιδευτεί σε κάποιο τοπικό βέλτιστο όσον αφορά τα βάρη των νευρώνων. Ταυτόχρονα, η προσθήκη περισσότερων κρυφών επιπέδων προσθέτει μεγάλη καθυστέρηση στην εκπαίδευση με τον αλγόριθμο BP, καθώς το δίκτυο γίνεται πιό ασταθές σε κάθε μεταβολή κάποιου βάρους. Για τον λόγο αυτό, μία πιθανή λύση είναι η χρήση ενός κρυφού επιπέδου με μεγάλο πλήθος νευρώνων, και η εισαγωγή επιπλέον κρυφών επιπέδων αν το δίκτυο αδυνατεί να εμφανίσει μία αποδεκτή τιμή για το σχετικό σφάλμα κατά την εκπαίδευση.

Ένα άλλο σημείο που εμφανίζει μεγάλη σημασία είναι η εφαρμογή τακτικής 'φθοράς' των βαρών (weight decay). Η χρήση μιας τέτοιας τακτικής έχει ως αποτέλεσμα να αποφεύγονται τα μεγάλα κατά απόλυτη τιμή βάρη στους νευρώνες, τα οποία μπορούν να προκαλέσουν προβλήματα, και συγκεκριμένα οι μεγάλες τιμές στα βάρη των κρυφών νευρώνων μπορούν να οδηγήσουν σε απότομες μεταβολές της συνάρτησης εξόδου του δικτύου, ενώ μεγάλες τιμές στα βάρη των νευρώνων εξόδου μπορούν να οδηγήσουν την έξοδο σε τιμές εκτός των αναμενόμενων. Ταυτόχρονα, με χρήση μεγάλων τιμών για τα βάρη όλων των νευρώνων, αν αυτοί χρησιμοποιούν μη γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς, τότε υπάρχει κίνδυνος να βρίσκονται πάντα σε κάποιο τμήμα της συνάρτησης μεταφοράς που έχει μηδενική παράγωγο (δεν έχει κλίση), κάτι το οποίο επηρεάζει την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο BP.

Ένα τελευταίο σημείο ενδιαφέροντος είναι η παύση της εκπαίδευσης όταν η τιμή του σφάλματος αρχίζει να αυξάνει. Η τακτική απαιτεί τον διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης σε δύο κατηγορίες: μία κατηγορία εκπαίδευσης, και μία

επαλήθευσης. Το δίκτυο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας την πρώτη κατηγορία, και έπειτα από κάθε εποχή ελέγχονται τα αποτελέσματά του χρησιμοποιώντας την δεύτερη. Δεδομένου ότι και οι δύο κατηγορίες ανήκουν σε ένα σύνολο δεδομένων για το οποίο η επιθυμητή έξοδος του δικτύου είναι γνωστή, μπορεί να παρατηρηθεί κατά την εκπαίδευση μία εποχή πέρα από την οποία το σφάλμα στα δεδομένα επαλήθευσης αρχίζει να αυξάνεται. Στην περίπτωση που συμβεί αυτό, η διαδικασία εκπαίδευσης σταματάει, καθώς η αύξηση του σφάλματος σημαίνει ότι το δίκτυο αρχίζει να εμφανίζει υπερπροσαρμογή.



Εικόνα 2.ii: Οπτική αναπαράσταση ενός αναδρομικού δικτύου και ενός δικτύου εμπρόσθιας τροφοδότησης  
Πηγή: <https://nerdthecoder.wordpress.com/2019/02/03/recurrent-neural-net/>

## 2.3 Συνάρτηση μεταφοράς τεχνητού νευρώνα

Έχοντας δει τα χαρακτηριστικά των δύο βασικών τοπολογιών των νευρωνικών δικτύων, αξίζει να αναφερθεί η επεξεργασία που εφαρμόζει ο κάθε νευρώνας στα δεδομένα που βρίσκονται στην είσοδό του. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από πολλές μικρές μονάδες εφαρμόζουν μία συνάρτηση πάνω στην είσοδο. Η συνάρτηση αυτή ονομάζεται συνάρτηση μεταφοράς ή συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα.

Η ανάγκη χρήσης μιας συνάρτησης μεταφοράς, προκύπτει από το γεγονός ότι χωρίς αυτή, ο νευρώνας λειτουργεί ως μία απλή μονάδα άθροισης των σημάτων στην είσοδό του, τα οποία φυσικά είναι πολλαπλασιασμένα με το βάρος τους, λειτουργώντας δηλαδή ως μία γραμμική συνάρτηση, κάτι το οποίο περιορίζει πολύ τις δυνατότητες του δικτύου να πραγματοποιήσει σύνθετη επεξεργασία στα δεδομένα εισόδου. Κάποιες από τις πιο συνηθισμένες συναρτήσεις μεταφοράς που αξιοποιούνται στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι οι εξής:

- Βηματική συνάρτηση

- Γραμμική συνάρτηση
- Ανορθωτική γραμμική συνάρτηση
- Σιγμοειδής συνάρτηση
- Υπερβολική εφαπτομένη
- Swiss function.

Η **βηματική συνάρτηση** είναι η πρώτη που χρησιμοποιήθηκε στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, με την υλοποίηση του perceptron την δεκαετία του 1950. Η συνάρτηση αυτή ενεργοποιεί τον νευρώνα αν η είσοδός του βρίσκεται πάνω από μία τιμή κατωφλίου, εναλλακτικά ο νευρώνας παραμένει απενεργοποιημένος. Τα κύρια μειονεκτήματα της συγκεκριμένης συνάρτησης είναι ότι παρουσιάζει ασυνέχεια στην τιμή ενεργοποίησης και η παράγωγός της σε κάθε σημείο είναι 0, μειονεκτήματα τα οποία μπορεί να εμφανίσουν προβλήματα κατά την εκπαίδευση με τον αλγόριθμο BP. Η χρήση της βηματικής συνάρτησης παρουσιάζει επίσης πρόβλημα στην χρήση ως ταξινομητής (classifier) λόγω των περιορισμών της, κάνοντας απαραίτητη την χρήση κρυφών επιπέδων.

Η **γραμμική συνάρτηση** χρησιμοποιήθηκε για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα της μηδενικής παραγώγου στην βηματική συνάρτηση. Η σταθερή κλίση αυτής της συνάρτησης περιορίζει την χρησιμότητά της στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, καθώς επηρεάζει τον υπολογισμό του σφάλματος με την χρήση του αλγόριθμου BP, ενώ ταυτόχρονα περιορίζει την δυνατότητα εξαγωγής σύνθετων χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εισόδου.

Το πρόβλημα της σταθερής παραγώγου της γραμμικής συνάρτησης μπορεί να αντιμετωπίσει η **ανορθωτική γραμμική συνάρτηση**. Η συνάρτηση αυτή είναι μηδενική αριστερά από μία τιμή κατωφλίου, και δεξιά από αυτό είναι γραμμική. Η συνάρτηση αυτή συναντάται συχνά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, καθώς αντιμετωπίζει τα προβλήματα κορεσμού που παρουσιάζουν κάποιες άλλες συναρτήσεις, όπως οι σιγμοειδείς, όπου οι αρνητικές τιμές στην είσοδο μεταφράζονται σε μηδενική τιμή εξόδου, ενώ οι πολύ μεγάλες τιμές εισόδου δεν δίνουν ποτέ τιμή μεγαλύτερη της μονάδας στην έξοδο.

Η **σιγμοειδής συνάρτηση** είναι μία από τις συναρτήσεις που βρίσκουν ευρύτερη χρήση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, καθώς πρόκειται για μία μη γραμμική συνάρτηση. Η σιγμοειδής συνάρτηση δίνει στην έξοδό της τιμές που κυμαίνονται στο διάστημα  $[0, 1]$ , και είναι συνεχής και παραγωγίσιμη σε όλο το διάστημά της. Ένα από τα χαρακτηριστικά τα οποία μπορεί να περιορίσουν την χρήση της σε κάποιες περιπτώσεις είναι ότι η έξοδός της δεν παίρνει αρνητικές τιμές, κάτι το οποίο μπορεί να λυθεί με τον υποβιβασμό της κατά μία σταθερή τιμή.

Ο περιορισμός της σιγμοειδούς όσον αφορά την έλλειψη αρνητικών τιμών στην έξοδό της, μπορεί να λυθεί με την χρήση της **υπερβολικής εφαπτομένης**, η οποία παρουσιάζει συμμετρία γύρω από το σημείο  $(0, 0)$ . Είναι και αυτή συνεχής και παραγωγίσιμη σε όλο το διάστημά της, και οι τιμές στην έξοδό της βρίσκονται στο διάστημα  $[-1, 1]$ . Η κλίση της είναι πιο απότομη από την σιγμοειδή, κάτι το οποίο την κάνει προτιμότερη σε κάποιες περιπτώσεις.



Η **συνάρτηση Swiss** είναι μία σχετικά νεότερη συνάρτηση μεταφοράς που βρίσκει χρήση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, και κατασκευάστηκε από ερευνητές της Google. Πρόκειται για μία μη μονοτονική συνάρτηση, δηλαδή για μία συνάρτηση όπου η έξοδος της μπορεί να μειώνεται για κάποιες αυξανόμενες τιμές της εισόδου. Ένας από τους κύριους λόγους που χρησιμοποιείται στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ότι πρόκειται για μία από τις λίγες συναρτήσεις που φαίνεται να δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από την ανορθωτική γραμμική συνάρτηση.

## 2.4 Σύνοψη κεφαλαίου

Σε αυτό το κεφάλαιο έγινε μία συνοπτική περιγραφή του τρόπου λειτουργίας ενός τεχνητού νευρώνα, και έγινε αναφορά στις διαφορετικά επίπεδα ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Επίσης παρουσιάστηκε ένας πολύ σημαντικός διαχωρισμός ανάμεσα στους δύο βασικούς τύπους συνδεσμολογίας των νευρωνικών δικτύων:

- Νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης
- Νευρωνικά δίκτυα με ανάδραση

Στα επόμενα κεφάλαια θα παρουσιαστούν κάποιες μεθευρετικές μέθοδοι, καθώς και μία μεθοδολογία που μπορεί να συνδυάσει αυτά τα δύο για την εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

## 3. Μεθευρετικές μέθοδοι

### 3.1 Εισαγωγή

Στην επιστήμη υπολογιστών, οι ευρετικές μέθοδοι είναι διαδικασίες που χρησιμοποιούνται για την εύρεση μίας λύσης σε προβλήματα με πολυπλοκότητα NP-complete και NP-hard, για τα οποία οι κλασικές μεθοδολογίες επίλυσης είτε δεν μπορούν να δώσουν κάποια λύση, είτε ο χρόνος που απαιτείται είναι απαγορευτικός. Για τα προβλήματα αυτών των κλάσεων, παρά το ότι δεν είναι εύκολο να βρεθούν λύσεις, όταν μία λύση βρεθεί, αυτή είναι δυνατόν να επαληθευτεί. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι ευρετικές μέθοδοι μπορούν είτε να δώσουν απ' ευθείας μία λύση, είτε να δώσουν μία περιοχή στην οποία κάποια λύση μπορεί να υπάρχει, και έπειτα αυτή να βρεθεί με κάποια μέθοδο βελτιστοποίησης.

Για τα προβλήματα που ανήκουν στις δύο παραπάνω κλάσεις, συχνά δεν είναι απαραίτητο να βρεθεί η βέλτιστη λύση, αλλά αρκεί μία προσεγγιστική ή ακόμα και μία μερική λύση η οποία θα είναι εντός κάποιων αποδεκτών παραμέτρων. Λαμβάνοντας υπ' όψιν αυτή την παραδοχή, μπορούμε να γενικεύσουμε κάποιες μεθοδολογίες, οι οποίες βρίσκουν τέτοιες προσεγγιστικές λύσεις, χωρίς όμως να εγγυώνται πως η λύση που βρέθηκε είναι και η βέλτιστη. Ο σκοπός των μεθοδολογιών αυτών είναι να ελαχιστοποιήσουν ή να μεγιστοποιήσουν κάποια αντικειμενική συνάρτηση, η οποία είναι μία συνάρτηση που χρησιμοποιείται για την βαθμολόγηση των υπολογισμένων λύσεων. Έχοντας κατά νου αυτόν τον ορισμό, πολλά προβλήματα που εμπίπτουν σε αυτήν την κατηγορία μπορούν να οριστούν ως προβλήματα βελτιστοποίησης, και οι αλγόριθμοι πραγματοποιούν μία αναζήτηση σε ένα πεδίο αναζήτησης το οποίο περιέχει όλες τις πιθανές λύσεις.

Οι παραπάνω μεθοδολογίες ονομάζονται μεθευρετικοί αλγόριθμοι. Αποτελούν ένα γενικευμένο πλαίσιο εφαρμογής των ευρετικών μεθόδων, και στην πράξη πρόκειται για στρατηγικές που καθοδηγούν την διαδικασία αναζήτησης, με στόχο την εξερεύνηση του πεδίου αναζήτησης που αναφέρθηκε παραπάνω. Ο τρόπος λειτουργίας τους δεν είναι ντετερμινιστικός, και αναλόγως το μέγεθος του προβλήματος μπορεί να λάβουμε κάποια διαφορετική λύση κάθε φορά που εκτελείται ο αλγόριθμος. Το πλεονέκτημά τους έναντι των ευρετικών αλγορίθμων είναι ότι δεν εξαρτώνται από το πρόβλημα στο οποίο αναζητούμε κάποια προσεγγιστική λύση, και έτσι μπορούν να εφαρμοστούν ως γενικές μεθοδολογίες σε διάφορα είδη προβλημάτων που ανήκουν στις κλάσεις NP-complete και NP-hard.

### 3.2 Κατηγοριοποίηση μεθευρετικών μεθόδων

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι να κατηγοριοποιηθούν οι μεθευρετικές μέθοδοι, ανάλογα με την έμφαση που θέλουμε να δώσουμε στις διαφορές μεταξύ αυτών. Κάποια παραδείγματα είναι η κατηγοριοποίηση ανάμεσα σε μεθόδους εμπνευσμένες από την φύση ή όχι (nature inspired metaheuristic algorithms), ή η κατηγοριοποίηση βάσει της

επιλογής ανάμεσα σε μία ή περισσότερες δομές γειτνίασης. Στην πρώτη περίπτωση, η κατηγοριοποίηση αυτή μπορεί να μην έχει μεγάλο νόημα, καθώς πολλοί μεθευρετικοί αλγόριθμοι μπορούν να ανήκουν και στις δύο κατηγορίες. Η δεύτερη περίπτωση κατηγοριοποίησης μπορεί να μας δώσει την δυνατότητα να διαχωρίσουμε τις μεθευρετικές μεθόδους ανάλογα με το αν εστιάζουν ή όχι σε μία συγκεκριμένη περιοχή του πεδίου αναζήτησης.

Ένας άλλος τρόπος, ο οποίος έχει μεγαλύτερο νόημα για τους σκοπούς αυτής της εργασίας, είναι η κατηγοριοποίηση ανάμεσα σε αλγόριθμους βασισμένους σε πληθυσμό (population based algorithms) ή σε τροχιά (trajectory based algorithms). Ένα παράδειγμα από την πρώτη κατηγορία είναι οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (evolutionary algorithms), ενώ από την δεύτερη είναι η ανάβαση λόφου (hill climbing). Στην πρώτη περίπτωση, πολλά μέρη του πληθυσμού αναζητούν διάφορες λύσεις, οι οποίες συνδυάζονται για να βρεθούν νέες λύσεις στην επόμενη γενιά, ενώ στην δεύτερη περίπτωση, μία αρχική λύση βελτιώνεται σταδιακά μέχρι να φτάσουμε σε ένα αποδεκτό αποτέλεσμα.

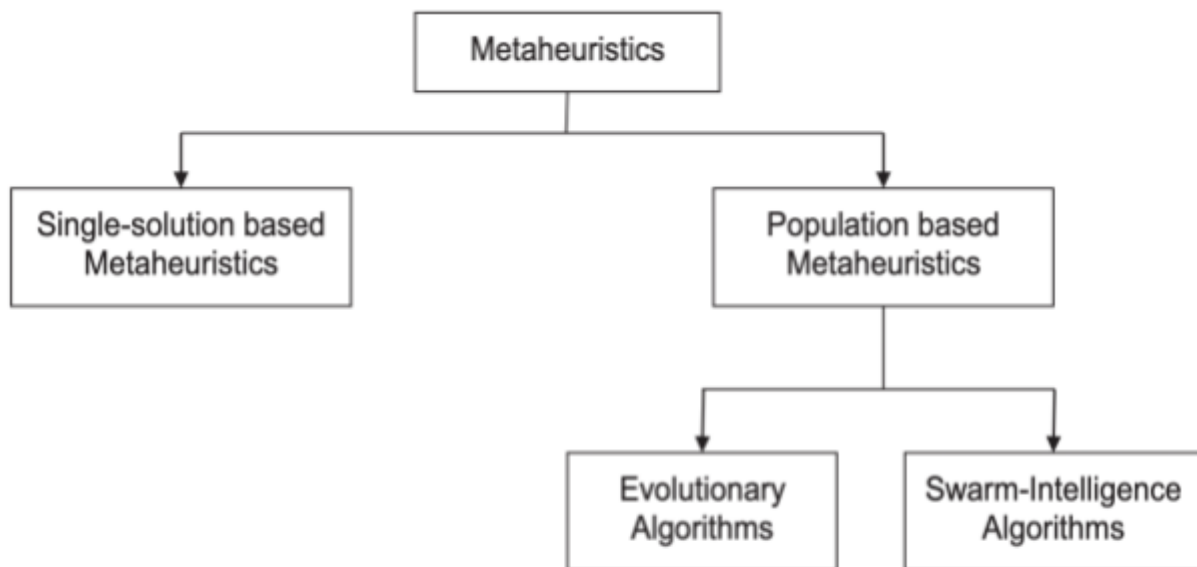
Η κατηγοριοποίηση ανάμεσα σε population based και trajectory based μεθοδολογίες έχει νόημα στην παρούσα εργασία, καθώς μπορεί να παρατηρηθεί διαφορά στον τρόπο παραλληλισμού. Δεδομένου του αριθμού των πυρήνων σε έναν σύγχρονο επεξεργαστή, έχει νόημα η παραλληλοποίηση της μεθευρετικής μεθόδου, καθώς με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να φτάσουμε σε μία αποδεκτή λύση πιο γρήγορα.

Στους trajectory based αλγόριθμους, οι συνήθεις μέθοδοι παραλληλοποίησης αφορούν είτε την παράλληλη εκκίνηση πολλών στιγμιοτύπων του αλγόριθμου, κάτι το οποίο θυμίζει κατά μία έννοια ένα είδος πληθυσμού, είτε την παράλληλη εκτέλεση τμημάτων της κίνησης που ακολουθεί ο αλγόριθμος στην γειτονιά αναζήτησης.

Στους population based αλγόριθμους, η παραλληλοποίηση μπορεί να αφορά είτε τον παραλληλισμό του πληθυσμού, όπου τα άτομα του πληθυσμού χωρίζονται σε διαφορετικά τμήματα τα οποία μπορούν να εξελιχθούν ξεχωριστά, είτε στον παραλληλισμό των υπολογισμών, όπου οι υπολογισμοί που πρέπει να εφαρμοστούν σε κάθε μέλος του πληθυσμού εκτελούνται παράλληλα. Ο παραλληλισμός των υπολογισμών θα μας απασχολήσει στα επόμενα κεφάλαια αυτής της εργασίας.

### 3.3 Γενετικοί αλγόριθμοι

Όπως αναφέρθηκε στις προηγούμενες παραγράφους, μία πιθανή κατηγοριοποίηση των μεθευρετικών μεθόδων είναι μεταξύ των μεθόδων βασισμένων σε ένα σύνολο πληθυσμού, και των μεθόδων βασισμένες σε τροχιά. Στην πρώτη περίπτωση, μπορούμε να διακρίνουμε άλλες δύο βασικές υποκατηγορίες, τις μεθόδους που χρησιμοποιούν νοημοσύνη σμήνους, και τους εξελικτικούς αλγορίθμους. Ο γενετικός αλγόριθμος είναι μία από τις παλαιότερες μεθευρετικές μεθόδους που έχουν προταθεί, και είναι υποκατηγορία των εξελικτικών αλγορίθμων.



Εικόνα 4.1: Κατηγοριοποίηση μεθευρετικών μεθόδων με βάση τον πληθυσμό.  
 Πηγή: Katoch, Sourabh, Sumit Singh Chauhan, and Vijay Kumar. "A review on genetic algorithm: past, present, and future." *Multimedia Tools and Applications* 80.5 (2021): 8091-8126.

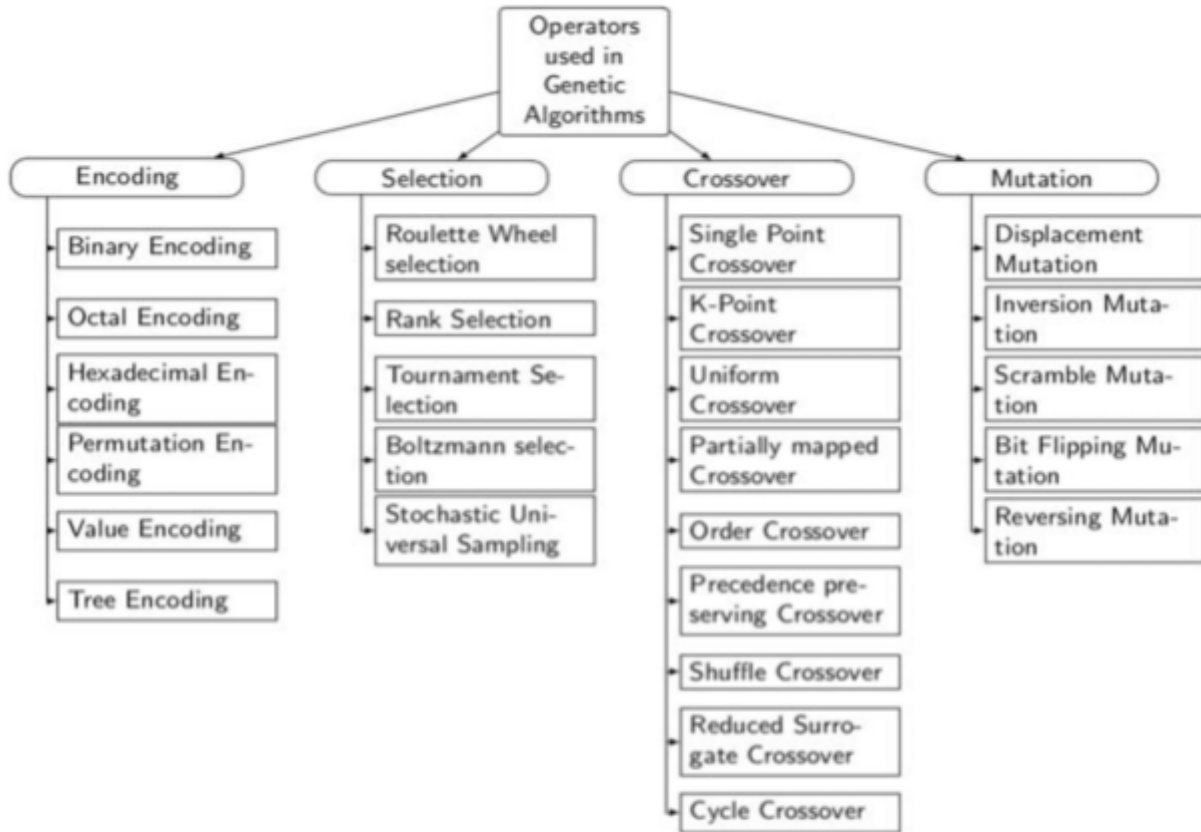
Ο γενετικός αλγόριθμος προτάθηκε για πρώτη φορά την δεκαετία του 1970, και είναι ένας αλγόριθμος αναζήτησης βασισμένος στην φυσική επιλογή, τον μηχανισμό εξέλιξης που συναντάμε στην φύση. Πιο συγκεκριμένα, ως υποκατηγορία των εξελικτικών αλγορίθμων, υλοποιεί χαρακτηριστικά όπως η κληρονομικότητα, (από γονέα σε παιδί), η μετάλλαξη, η επιλογή (στην μορφή επιλογής των πιο κατάλληλων γονέων για παραγωγή απογόνων που να πλησιάζουν καλύτερα την επιθυμητή λύση), και η μίξη γονιδίων από τους γονείς.

Σε αντίθεση με μεθοδολογίες τοπικής αναζήτησης, ο γενετικός αλγόριθμος είναι βασισμένος σε ένα σύνολο ανεξάρτητων υπολογισμών από το κάθε μέλος (άτομο) του πληθυσμού. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούμε να προσομοιώσουμε την λειτουργία της φυσικής επιλογής η οποία εμφανίζεται στην επιλογή της κάθε επόμενης γενιάς του πληθυσμού. Το κάθε ένα μέλος του πληθυσμού, αποτελεί μία πιθανή λύση (όπως ορίσαμε την λύση ενός προβλήματος στα προηγούμενα κεφάλαια). Η λύση αυτή είναι κωδικοποιημένη στο άτομο του πληθυσμού ως ένα χρωμόσωμα, το οποίο με την σειρά του αποτελείται από τα γονίδια του ατόμου. Το κάθε γονίδιο κωδικοποιεί μία μονάδα πληροφορίας, η οποία μπορεί να είναι είτε ένα bit, είτε ένας αριθμός ή χαρακτήρας, και η κωδικοποίηση των πληροφοριών σε αυτή την μορφή κάνει εύκολη την διαδικασία κατασκευής νέων ατόμων στον πληθυσμό, ενώ η αποκωδικοποίηση περιγράφει την λύση που ενσωματώνει το άτομο.

### 3.4 Γενετικοί τελεστές γενετικού αλγορίθμου

Όπως αναφέραμε, ο γενετικός αλγόριθμος λειτουργεί βασισμένος στην διαδικασία της φυσικής επιλογής που συναντάμε στην φύση. Σε αυτό το πλαίσιο, αναφέρθηκαν κάποιες διαδικασίες (επιλογή, μετάλλαξη, κληρονομικότητα / διασταύρωση) που

χαρακτηρίζουν κάποιες από τις λειτουργίες του αλγόριθμου πάνω στον πληθυσμό. Αυτές οι λειτουργίες, στα πλαίσια της ονοματολογίας των γενετικών αλγορίθμων, ονομάζονται γενετικοί τελεστές. Για την κατανόηση της λειτουργίας των γενετικών αλγορίθμων, αξίζει να αναφερθούμε με μεγαλύτερη λεπτομέρεια στους τελεστές αυτούς.



Εικόνα 4.ii: Τελεστές γενετικών αλγορίθμων

Πηγή: Katoch, Sourabh, Sumit Singh Chauhan, and Vijay Kumar. "A review on genetic algorithm: past, present, and future." Multimedia Tools and Applications 80.5 (2021): 8091-8126.

Επίσης, καθώς θα αναλύουμε την λειτουργία των τελεστών αυτών, θα γίνει προφανές και ο τρόπος με τον οποίο ο γενετικός αλγόριθμος ξεφεύγει από τα πλαίσια της τοπικής αναζήτησης, αφού τελεστές όπως ο συνδυασμός γονιδίων και η μετάλλαξη προσφέρουν στο κάθε άτομο μία πιθανοτική μεταφορά σε διαφορετικές γειτονιές του πεδίου αναζήτησης, δίνοντας στον γενετικό αλγόριθμο την συμπεριφορά ενός οικουμενικού αλγορίθμου αναζήτησης (global search algorithm).

### 3.4.1 Σχήμα κωδικοποίησης

Ο πρώτος γενετικός τελεστής που συναντάμε ονομάζεται σχήμα κωδικοποίησης (encoding scheme). Το σχήμα κωδικοποίησης διαφέρει αναλόγως το πρόβλημα στο οποίο εφαρμόζεται ο αλγόριθμος. Τα πιο συνηθισμένα σχήματα κωδικοποίησης είναι:

- το δυαδικό
- το οκταδικό
- το δεκαεξαδικό

- η κωδικοποίηση μετάθεσης
- η κωδικοποίηση τιμών
- η κωδικοποίηση δέντρου.

Η δυαδική κωδικοποίηση είναι μία από τις πιο συνηθισμένες επιλογές. Σε αυτήν, το κάθε γονίδιο ή και χρωμόσωμα αναπαρίσταται ως μία ακολουθία από 0 και 1, όπου το κάθε bit αναπαριστά και ένα χαρακτηριστικό της λύσης. Προσφέρει ταχύτερη υλοποίηση στους τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης, αλλά προϋποθέτει το πρόβλημα και οι λύσεις του να μπορούν να αποτυπωθούν ως δυαδική αναπαράσταση.

Στην οκταδική και την δεκαεξαδική αναπαράσταση, ακολουθείται η ίδια λογική με την δυαδική αναπαράσταση, αλλά το γονίδιο ή το χρωμόσωμα παίρνουν τιμές που ανήκουν στο οκταδικό και στο δεκαεξαδικό σύστημα αντίστοιχα.

Η κωδικοποίηση μετάθεσης συναντάται συχνά σε προβλήματα διάταξης. Σε αυτό το σχήμα κωδικοποίησης το γονίδιο ή το χρωμόσωμα περιέχει έναν αριθμό, ο οποίος αναπαριστά την θέση σε μία ακολουθία. Ένα παράδειγμα αυτής της κωδικοποίησης, μπορεί να είναι ένα κλασικό πρόβλημα που επιδέχεται επίλυση με μεθευρετικούς αλγορίθμους, αυτό του πλανόδιου πωλητή. Σε αυτή την περίπτωση, ο κάθε αριθμός μπορεί να αναπαριστά μία (εκ των προτέρων αριθμημένη) πόλη στο βέλτιστο μονοπάτι του πωλητή, με την σειρά με την οποία πρέπει να την επισκεφθεί.

Στο σχήμα κωδικοποίησης τιμών, το κάθε γονίδιο ή χρωμόσωμα είναι μία σειρά κάποιων τιμών. Οι τιμές αυτές μπορούν να είναι πραγματικοί ή ακέραιοι αριθμοί, ή χαρακτήρες. Αυτό το σχήμα κωδικοποίησης μπορεί να είναι χρήσιμο για προβλήματα που χρειάζονται μία πιο σύνθετη κωδικοποίηση των δεδομένων του προβλήματος, ξεπερνώντας κάποιους περιορισμούς της δυαδικής κωδικοποίησης. Ένα παράδειγμα μπορεί να είναι η κωδικοποίηση των βαρών ενός νευρωνικού δικτύου.

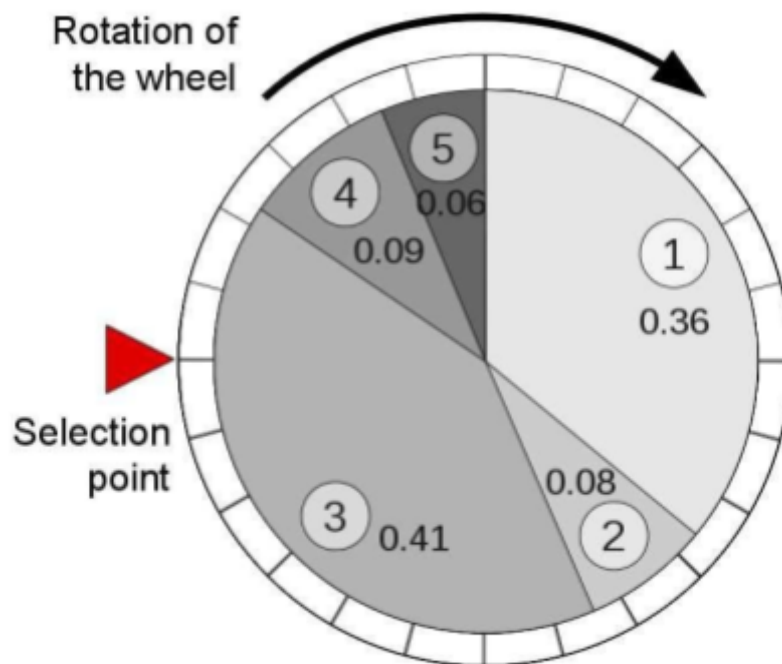
Τέλος, στο σχήμα κωδικοποίησης δέντρου, το γονίδιο ή το χρωμόσωμα αναπαριστά ένα δέντρο συναρτήσεων ή εντολών που μπορεί να σχετίζονται με οποιαδήποτε γλώσσα προγραμματισμού. Το συγκεκριμένο σχήμα μοιάζει με τον γενετικό προγραμματισμό - μία τεχνική εξελισσόμενων προγραμμάτων.

### 3.4.2 Επιλογή

Η επιλογή είναι ένα πολύ σημαντικό βήμα στην εκτέλεση του γενετικού αλγορίθμου, το οποίο αποφασίζει αν ένα άτομο θα συμμετάσχει στην διαδικασία αναπαραγωγής ή όχι. Ο τελεστής επιλογής πολλές φορές αναφέρεται και ως τελεστής αναπαραγωγής, και από αυτόν εξαρτάται αν θα συγκλίνει σε κάποια λύση ο γενετικός αλγόριθμος. Οι πιο γνωστοί τελεστές επιλογής είναι

- ο κανόνας της ρουλέτας
- η επιλογή με ταξινόμηση (rank)
- η ομάδα λύσεων (tournament selection)
- η στοχαστική καθολική δειγματοληψία.

Ο κανόνας της ρουλέτας αντιστοιχεί όλα τα άτομα του πληθυσμού σε έναν τροχό, με το κάθε τμήμα του τροχού να έχει μέγεθος ανάλογο με την τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας του ατόμου (πρόκειται για μία αντικειμενική συνάρτηση, όπως περιγράφηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο). Ο τροχός αυτός έπειτα περιστρέφεται τυχαία, μέχρι να σταματήσει πάνω σε ένα άτομο του πληθυσμού το οποίο θα συμμετάσχει στην αναπαραγωγή για την δημιουργία της επόμενης γενιάς. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να προκύψει ο επιθυμητός αριθμός γονέων για την δημιουργία της νέας γενιάς. Αυτός ο τελεστής επιλογής επηρεάζεται από προβλήματα τα οποία προέρχονται από την στοχαστική του φύση.



Εικόνα 4.iii: Επιλογή ρουλέτας  
Πηγή: Stankiewicz, Witold & Roszak, Robert & Morzynski, Marek.  
(2011). Genetic Algorithm-based Calibration of Reduced Order  
Galerkin Models. Mathematical Modelling and Analysis.

Η επιλογή με ταξινόμηση είναι μία τροποποιημένη έκδοση του κανόνα της ρουλέτας, όπου η καταλληλότητα του ατόμου αντικαθιστάται από την κατάταξή του. Σε κάθε άτομο του πληθυσμού δίνεται μία θέση στην κατάταξη η οποία εξαρτάται από την καταλληλότητά του. Για παράδειγμα, σε έναν πληθυσμό με τέσσερα άτομα, αυτά ταξινομούνται με βάση την καταλληλότητά τους, και το πρώτο άτομο έχει πιθανότητα 50% να επιλεγεί, το δεύτερο 33%, και το τρίτο 17%. Με αυτόν τον τρόπο, αντιμετωπίζεται το πρόβλημα της ρουλέτας στο οποίο ένα άτομο με πολύ καλή αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να κάνει τον πληθυσμό να συγκλίνει πολύ γρήγορα σε μία λύση η οποία όμως μπορεί να αποτελεί τοπικό βέλτιστο, αποτρέποντας έτσι τον πληθυσμό από την αναζήτηση περισσότερων λύσεων.

Στην επιλογή από ομάδα λύσεων (tournament selection), επιλέγεται ένα τυχαίο υποσύνολο του πληθυσμού. Από αυτό το υποσύνολο, επιλέγεται το άτομο με την

μεγαλύτερη καταλληλότητα ως γονέας. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να έχουμε τόσους γονείς όσοι απαιτούνται για την δημιουργία της επόμενης γενιάς. Ιδιαίτερη σημασία πρέπει να δοθεί στο μέγεθος των υποσυνόλων, καθώς αν αυτό είναι πολύ μεγάλο, τα άτομα με μικρότερη καταλληλότητα θα είναι πιά δύσκολο να επιλεγούν αφού σε κάθε υποσύνολο θα υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να υπάρχει κάποιο από τα άτομα με πολύ μεγάλη καταλληλότητα, οπότε ο αλγόριθμος μπορεί να συγκλίνει πολύ γρήγορα. Αντίστοιχα, αν το μέγεθος είναι πολύ μικρό, υπάρχει κίνδυνος να μην επιλεγεί κανένα από τα άτομα με μεγάλη καταλληλότητα.

Η στοχαστική καθολική δειγματοληψία είναι άλλη μία τροποποιημένη έκδοση του κανόνα της ρουλέτας. Ξεκινάει από ένα τυχαίο σημείο στον τροχό ο οποίος δημιουργείται με τον ίδιο τρόπο με τον κανόνα της ρουλέτας, και επιλέγει ένα άτομο ανά τακτά διαστήματα. Σε αντίθεση δηλαδή με τον κανόνα της ρουλέτας όπου ο τροχός γυρνάει τόσες φορές όσοι γονείς απαιτούνται, εδώ ο τροχός γυρνάει μία φορά και επιλέγονται όσοι γονείς χρειάζονται. Με αυτόν τον τρόπο δίνει ίση πιθανότητα σε κάθε άτομο να συμμετάσχει στο βήμα της αναπαραγωγής, λαμβάνοντας όμως υπ' όψιν την καταλληλότητα του κάθε ατόμου.

### 3.4.3 Διασταύρωση

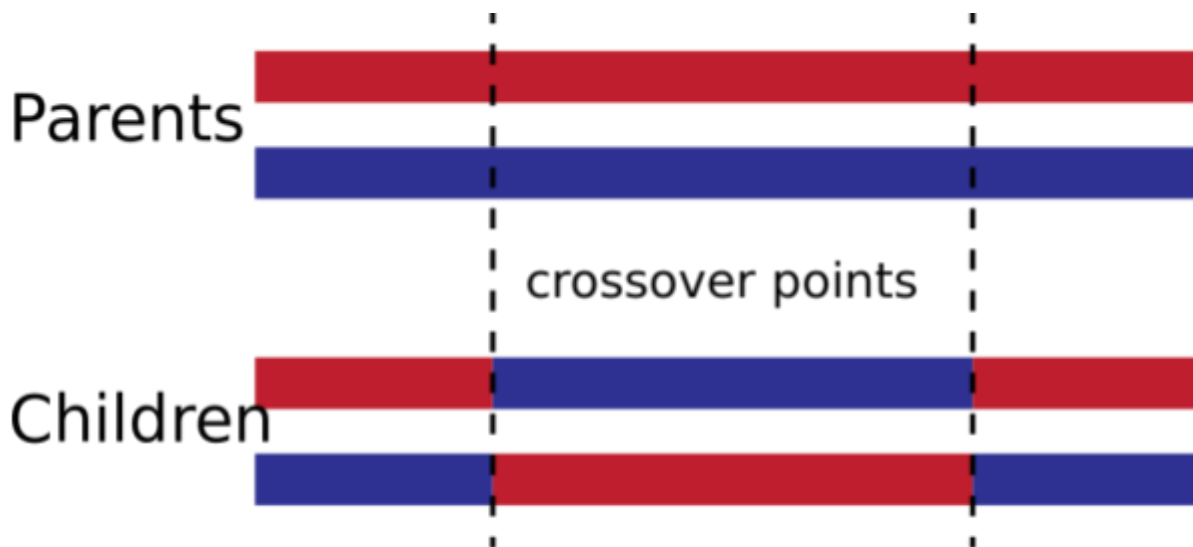
Οι τελεστές διασταύρωσης εφαρμόζονται πάνω στους γονείς (αφού αυτοί επιλεγούν) για την δημιουργία της επόμενης γενιάς του πληθυσμού. Η λειτουργία τους είναι ο συνδυασμός του γενετικού υλικού δύο ή περισσότερων γονέων, δημιουργώντας έτσι μία νέα λύση. Οι πιά συνηθισμένοι τελεστές διασταύρωσης είναι:

- διασταύρωση ενός σημείου
- διασταύρωση δύο σημείων
- διασταύρωση  $k$  σημείων
- ομοιόμορφη διασταύρωση
- διασταύρωση μερικής αντιστοίχισης
- διασταύρωση σειράς
- διασταύρωση διατήρησης προτεραιότητας
- διασταύρωση ανάμιξης
- κυκλική διασταύρωση.

Η διασταύρωση ενός σημείου, επιλέγεται ένα τυχαίο σημείο στο χρωμόσωμα, χωρίζοντάς το σε δύο τμήματα. Η γενετική πληροφορία του ενός γονέα αντιγράφεται στον απογονο στο πρώτο τμήμα, πριν το τυχαίο σημείο, και η πληροφορία του δεύτερου γονέα αντιγράφεται στο δεύτερο τμήμα.

Στην διασταύρωση δύο σημείων και στην διασταύρωση  $k$  σημείων, ακολουθείται η λογική της διασταύρωσης ενός σημείου, αλλά ο γονέας από τον οποίον επιλέγεται η γενετική πληροφορία εναλλάσσεται για κάθε τμήμα του χρωμοσώματος.





Εικόνα 4.iv: Διασταύρωση δύο σημείων  
 Πηγή: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:TwoPointCrossover.svg>

Η ομοιόμορφη διασταύρωση δεν χωρίζει τα χρωμοσώματα των γονέων σε πολλαπλά τμήματα, σε αντίθεση με τις διασταυρώσεις που αναφέραμε παραπάνω. Αντί αυτού, δρα σε κάθε γονίδιο ξεχωριστά, και επιλέγει τυχαία από ποιόν γονέα θα αντιγράψει το γονίδιο στην συγκεκριμένη θέση. Αν και συνήθως η πιθανότητα επιλογής για όλους τους γονείς είναι ίση, μπορούμε να την μεταβάλλουμε αν θέλουμε να περάσουμε περισσότερη γενετική πληροφορία από έναν γονέα.

Η διασταύρωση μερικής αντιστοίχισης είναι μία μέθοδος που συναντάται συχνά, καθώς δίνει πολλές φορές καλύτερα αποτελέσματα από τις άλλες μεθόδους. Σε αυτήν την διασταύρωση, επιλέγονται δύο σημεία, τα οποία αποτελούν σημεία τομής για τα χρωμοσώματα των γονέων. Τα γονίδια που βρίσκονται ανάμεσα σε αυτά τα δύο σημεία τομής μεταφέρονται από τον έναν γονέα στον άλλον. Στην συνέχεια, αντιγράφονται όσα γονίδια βρίσκονται εκτός των δύο αυτών σημείων τομής, εφ' όσον αυτά δεν δημιουργούν κάποιο διπλότυπο γονίδιο. Ένα παράδειγμα στο οποίο θα μπορούσε να εμφανίζεται κάποιο διπλότυπο γονίδιο είναι στο πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή, όπου το κάθε γονίδιο μπορεί να είναι ο αριθμός που αντιστοιχεί σε μία πόλη, οπότε ο ίδιος αριθμός δεν μπορεί να εμφανίζεται δύο φορές μέσα στο χρωμόσωμα. Αφού αντιγραφούν τα γονίδια που δεν δημιουργούν κάποιο πρόβλημα, και εάν υπάρχουν προβληματικά γονίδια, αυτά αντιγράφονται από κάποιο αντίστοιχο προβληματικό γονίδιο από τον αντίθετο γονέα. Με τον τρόπο αυτό, δημιουργούνται δύο απόγονοι με νέα γενετική πληροφορία.

Στην διασταύρωση σειράς αξιοποιεί και αυτή δύο σημεία στα οποία τέμνεται το χρωμόσωμα. Αντιγράφει τα γονίδια από ένα ή περισσότερα τμήματα του γονέα στον απόγονο, και συμπληρώνει τα υπόλοιπα γονίδια επιλέγοντας από αυτά που δεν έχουν αντιγραφεί ακόμα. Βρίσκει ιδιαίτερη χρήση σε προβλήματα ταξινόμησης, αλλά εμφανίζει χειρότερη απόδοση στο πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή.

Η διασταύρωση διατήρησης προτεραιότητας μεταφέρει κάποια από τα χαρακτηριστικά της λύσης των γονέων στον απόγονο. Για να το καταφέρει αυτό,

αρχικοποιεί τα γονίδια του απογόνου σε μία τυχαία σειρά από 0 και 1. Έπειτα, για κάθε γονίδιο που περιέχει την τιμή 0, αντιγράφει ένα γονίδιο από τον πρώτο γονέα. Όταν η τιμή αλλάξει από 0 σε 1, τότε αντιγράφει το πρώτο γονίδιο του δεύτερου γονέα, το οποίο όμως δεν έχει ήδη αντιγραφεί από τον πρώτο (ώστε να μην υπάρχουν διπλότυπα). Κατά την επόμενη αλλαγή της τιμής από 1 σε 0, συνεχίζει με τον πρώτο γονέα από το σημείο που είχε σταματήσει, εφαρμόζοντας πάλι τον έλεγχο για διπλότυπες τιμές. Συνεπώς, για κάθε γονίδιο που αντιγράφει, θυμάται σε ποιο σημείο είχε σταματήσει στον αντίστοιχο γονέα, και συνεχίζει από εκείνο το σημείο, παρακάμπτοντας γονίδια τα οποία ίσως να έχουν ήδη αντιγραφεί από τον άλλον γονέα.

Parent permutation 1	A	B	C	D	E	F
Parent permutation 2	C	A	B	F	D	E
Select parent no. (1/2)	1	2	1	1	2	2
Offspring permutation	A	C	B	D	F	E

Εικόνα 4.v: Διασταύρωση διατήρησης προτεραιότητας  
 Πηγή: [https://www.uobabylon.edu.iq/eprints/paper\\_2\\_2712\\_124.pdf](https://www.uobabylon.edu.iq/eprints/paper_2_2712_124.pdf)

Η διασταύρωση ανάμιξης δεν βρίσκει μεγάλη χρήση. Λειτουργεί ανακατεύοντας τα γονίδια στο χρωμόσωμα του κάθε γονέα, και κρατώντας μία λίστα για το πιο γονίδιο μεταφέρθηκε σε ποιά θέση. Έπειτα εφαρμόζει την διασταύρωση  $k$  σημείων, και αφού προκύψουν οι απόγονοι, αντιστρέφει την ανάμιξη που έκανε στο πρώτο βήμα, σύμφωνα με την λίστα των θέσεων που είχε κρατήσει.

Στην κυκλική διασταύρωση τα γονίδια των δύο γονέων μαρκάρονται αναλόγως με την θέση στην οποία βρίσκονται. Στην συνέχεια, ξεκινώντας από το πρώτο γονίδιο του πρώτου γονέα, ο αλγόριθμος κοιτάει για την θέση αυτή ποιο γονίδιο αντιστοιχεί στον δεύτερο γονέα. Συνεχίζοντας, κοιτάει για το γονίδιο αυτό του δεύτερου γονέα στο οποίο κατέληξε, σε ποιά θέση συναντάται η ίδια τιμή γονιδίου στον πρώτο γονέα, συνεχίζοντας αυτή την διαδικασία μέχρι να φτάσει σε κάποια τιμή την οποία έχει ξανασυναντήσει και δημιουργώντας έτσι κάποια 'κλειστά μονοπάτια' (κύκλους) από γονίδια. Η αντιγραφή έπειτα γίνεται εναλλάσσοντας τους κύκλους που βρέθηκαν από τους δύο γονείς, διατηρώντας τις σχετικές θέσεις των γονιδίων εκκίνησης του κάθε κύκλου.

### 3.4.4 Μετάλλαξη

Η μετάλλαξη είναι μία διαδικασία η οποία διατηρεί την γενετική ποικιλότητα στον πληθυσμό. Χρησιμοποιείται για την αποτροπή της σύγκλισης σε κάποιο τοπικό βέλτιστο, αλλά ταυτοχρόνως η τιμή της πρέπει να επιλεγεί προσεκτικά, καθώς αν είναι πολύ μεγάλη μπορεί να αποτρέψει τον αλγόριθμο από την σύγκλιση σε οποιαδήποτε λύση. Οι πιο συνηθισμένοι τελεστές μετάλλαξης είναι:

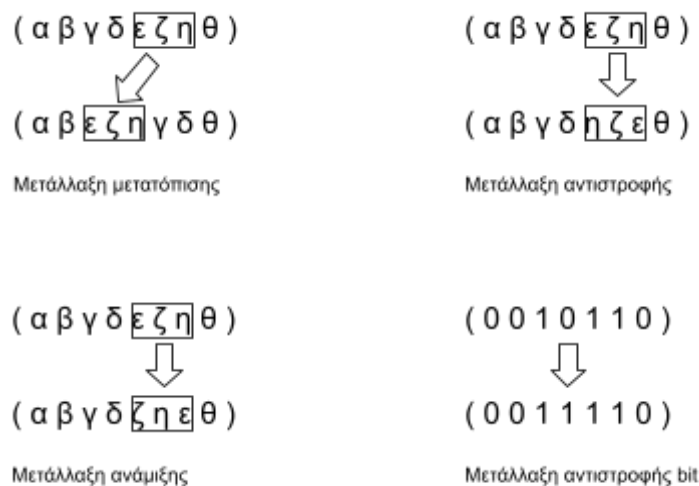
- μετάλλαξη μετατόπισης
- μετάλλαξη απλής αντιστροφής
- ανάμιξη
- αντιστροφή bit.

Η μετάλλαξη μετατόπισης λειτουργεί επιλέγοντας ένα υποσύνολο των γονιδίων εντός του χρωμοσώματος, και μεταφέροντάς τα σε μία νέα θέση, χωρίς να αλλάζει την σειρά των γονιδίων μέσα στο υποσύνολο. Η νέα αυτή θέση στην οποία θα εισαχθεί το υποσύνολο επιλέγεται τυχαία.

Στην μετάλλαξη απλής αντιστροφής επιλέγονται δύο τυχαία σημεία εντός του χρωμοσώματος, και το υποσύνολο των γονιδίων εντός αυτών των δύο σημείων αντιστρέφεται όσον αφορά την σειρά του.

Η μετάλλαξη ανάμιξης επιλέγει και αυτή δύο τυχαία σημεία εντός του χρωμοσώματος, όπως η μετάλλαξη αντιστροφής, αλλά σε αντίθεση με την πρώτη, αναμιγνύει τυχαία τις θέσεις των γονιδίων εντός του υποσυνόλου που δημιουργήθηκε.

Τέλος, η μετάλλαξη αντιστροφής bit, είναι η πιο απλή μετάλλαξη που μπορεί να εφαρμοστεί, και μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο σε δυαδικά σχήματα κωδικοποίησης. Σε αυτή την μετάλλαξη, επιλέγονται ένα ή περισσότερα γονίδια εντός του χρωμοσώματος, και δεδομένης της πιθανότητας μετάλλαξης αντιστρέφεται το αντίστοιχο bit.



Εικόνα 4.νι: Γραφική αναπαράσταση των μεταλλάξεων που παρουσιάστηκαν

### 3.5 Σύνοψη κεφαλαίου

Σε αυτό το κεφάλαιο έγινε αναφορά στις ευρετικές και μεθευρετικές μεθόδους, καθώς και στις ανάγκες χρήσης αυτών για την επίλυση προβλημάτων που είτε δεν έχουν κλασική λύση, είτε η κλασική λύση απαιτεί απαγορευτικό χρόνο για να υπολογιστεί, και

εμφανίστηκε ένας τρόπος κατηγοριοποίησης των μεθευρετικών μεθόδων και οι διαφορές στην παραλληλοποίηση ανάμεσα στις κατηγορίες αυτές. Έπειτα, έγινε αναφορά του τρόπου λειτουργίας ενός γενετικού αλγορίθμου, ο οποίος αποτελεί την μεθευρετική μέθοδο που χρησιμοποιήθηκε στην πειραματική υλοποίηση της παρούσας εργασίας. Αναλύθηκε ο τρόπος λειτουργίας του αλγορίθμου, βασισμένος πάνω στους τέσσερις γενετικούς τελεστές που δρουν πάνω στον πληθυσμό και τα γονίδια του κάθε ατόμου. Στο επόμενο κεφάλαιο θα δούμε πως μπορεί να εφαρμοστεί ένας γενετικός αλγόριθμος στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου.

## 4. Εξελικτικά νευρωνικά δίκτυα

### 4.1 Εισαγωγή

Όπως αναφέραμε στο κεφάλαιο 2, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από ένα σύνολο υπολογιστικών μονάδων συνδεδεμένες μεταξύ τους. Αυτές οι μονάδες, ή αλλιώς τεχνητοί νευρώνες, συνήθως εφαρμόζουν μία πολύ απλή μαθηματική πράξη πάνω στο σήμα εισόδου τους, και τα αποτελέσματα προκύπτουν ως συνδυασμός του πλήθους και της συνδεσμολογίας τους. Χάρη στην συνδεσμολογία τους, εμφανίζουν χαρακτηριστικά όπως προσαρμοστικότητα, αυτοοργάνωση και μάθηση - αποθήκευση πληροφορίας. Από το 1980 έως σήμερα, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν δει μεγάλη πρόοδο στις δυνατότητές τους, αλλά ταυτοχρόνως με την εξέλιξη της έρευνας πάνω σε αυτά εμφανίστηκαν και διάφορα προβλήματα, όπως η δυσκολία επιλογής της δομής και των παραμέτρων ενός νευρωνικού δικτύου, η σωστή επιλογή των δειγμάτων εκμάθησης, η επιλογή των αρχικών βαρών και οι δυνατότητες σύγκλισης των αλγορίθμων εκμάθησης.

Η απόδοση ενός νευρωνικού δικτύου είναι αρκετά ευαίσθητη στο πλήθος των νευρώνων: αν το πλήθος είναι πολύ μικρό τότε μπορεί το δίκτυο να μην προσεγγίζει επαρκώς τα δεδομένα, ενώ με πολύ μεγάλο πλήθος υπάρχει η πιθανότητα να εμφανιστεί το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής.

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, όπως είδαμε προηγουμένως με το παράδειγμα του γενετικού αλγορίθμου, είναι αλγόριθμοι αναζήτησης οι οποίοι προσομοιώνουν την διαδικασία της φυσικής επιλογής που συναντάμε στην φύση. Αξιοποιώντας τους εξελικτικούς αλγορίθμους για την βελτίωση της απόδοσης ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, φτάνουμε σε μία κλάση νευρωνικών δικτύων που ονομάζονται εξελικτικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Evolutionary Artificial Neural Networks, EANNs).

Τα EANNs είναι νευρωνικά δίκτυα στα οποία η εξέλιξη είναι σοβαρός παράγοντας για την εκπαίδευση του δικτύου. Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να το καταφέρουν αυτό επηρεάζοντας κάποιες παραμέτρους του δικτύου, μερικές από τις οποίες είναι:

- Επηρεάζοντας τα βάρη των νευρώνων
- Επηρεάζοντας την αρχιτεκτονική του δικτύου
- Προσαρμόζοντας κανόνες εκμάθησης
- Επιλογή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών της εισόδου του δικτύου
- Απόδοση αρχικών βαρών στο δίκτυο.

Ένα βασικό χαρακτηριστικό των EANNs είναι η προσαρμοστικότητά τους σε δυναμικά περιβάλλοντα: το δίκτυο μπορεί να προσαρμοστεί σε διαφορετικά περιβάλλοντα, ή σε αλλαγές στο υπάρχων περιβάλλον, κάνοντας αυτήν την κλάση νευρωνικών δικτύων ιδανική για περιπτώσεις που απαιτείται αλλαγή αρχιτεκτονικής ή αλλαγή κανόνων εκμάθησης χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση. Βασιζόμενοι στα παραπάνω, θα συνεχίσουμε εξετάζοντας δύο τεχνικές με τις οποίες οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να τροποποιήσουν την συμπεριφορά του νευρωνικού δικτύου, επηρεάζοντας τα βάρη μεταξύ των νευρώνων, και επηρεάζοντας την αρχιτεκτονική του δικτύου.

## 4.2 Μεταβολή των βαρών του δικτύου

Η εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων με την μεταβολή των βαρών του δικτύου συνήθως παίρνει την μορφή ελαχιστοποίησης κάποιας συνάρτησης σφάλματος, όπως για παράδειγμα η ελαχιστοποίηση του μέσου σφάλματος μεταξύ των αποτελεσμάτων του δικτύου από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και των επιθυμητών τιμών, μεταβάλλοντας επαναλαμβανόμενα τα βάρη. Οι περισσότεροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης όπως ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος είναι βασισμένοι στην μέθοδο GD (gradient descent, απότομη κάθοδος - σύγκλιση με ελάττωση παραγώγου), η οποία μπορεί να παγιδευτεί σε τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης σφάλματος, και μπορεί να αδυνατεί να βρει το ολικό βέλτιστο στην περίπτωση που η συνάρτηση σφάλματος είναι μη παραγωγίσιμη.

Ένας τρόπος να ξεπεραστούν οι περιορισμοί των αλγορίθμων εκπαίδευσης βασισμένων στην απότομη κάθοδο, είναι η χρήση EANNs, μετατρέποντας την διαδικασία της εκμάθησης σε σταδιακή εξέλιξη των βαρών. Με αυτόν τον τρόπο, ο γενετικός αλγόριθμος μπορεί να εντοπίσει, μέσω της εξέλιξης, ένα σύνολο βέλτιστων βαρών χωρίς να χρειάζεται την πληροφορία της παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος. Η καταλληλότητα (fitness) του πληθυσμού του γενετικού αλγορίθμου μπορεί να οριστεί ανάλογα με τις ανάγκες του προβλήματος. Το πλεονέκτημα εδώ είναι πως η συνάρτηση καταλληλότητας δεν χρειάζεται να είναι παντού παραγωγίσιμη (ή ακόμα και συνεχής), καθώς αυτός δεν είναι ένας περιορισμός που απαιτεί ο γενετικός αλγόριθμος.

Η εξελικτική προσέγγιση στην εύρεση των κατάλληλων βαρών αποτελείται από δύο φάσεις. Αρχικά πρέπει να επιλεγεί το σχήμα κωδικοποίησης έτσι ώστε να μπορεί να περιγραφεί με αυτόν το πρόβλημα, και έπειτα πρέπει να οριστούν ο τελεστής διασταύρωσης και ο τελεστής μετάλλαξης, ώστε να είναι εφαρμόσιμοι πάνω στο σχήμα κωδικοποίησης.

### 4.2.1 Δυαδική κωδικοποίηση

Ένα από τα πιο τυπικά σχήματα κωδικοποίησης στον γενετικό αλγόριθμο είναι το δυαδικό, κωδικοποιώντας έτσι την λύση του κάθε ατόμου σε μία δυαδική συμβολοσειρά που όπως αναφέραμε σε προηγούμενο κεφάλαιο ονομάζεται χρωμόσωμα. Έτσι είναι λογικό μία από τις πρώτες εφαρμογές των EANNs να χρησιμοποιήσουν αυτό το σχήμα κωδικοποίησης. Με την δυαδική κωδικοποίηση, ένας τρόπος αποτύπωσης του δικτύου με αυτήν την κωδικοποίηση είναι η συνένωση όλων των βαρών (στην δυαδική τους μορφή) μέσα σε ένα χρωμόσωμα.

Μία χρήσιμη ευρετική διαδικασία στην παραπάνω μεθοδολογία είναι για την εύρεση του βέλτιστου τρόπου ταξινόμησης των βαρών μέσα στο χρωμόσωμα, διαφοροποιώντας κατά βάρη κρυφών επιπέδων και επιπέδου εξόδου, καθώς οι νευρώνες των κρυφών επιπέδων υλοποιούν την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα σήματα της

εισόδου. Συνεπώς αν στην δυαδική κωδικοποίηση το βάρος ενός κρυφού νευρώνα βρίσκεται σε κάποια θέση μέσα στην συμβολοσειρά που βρίσκεται πολύ μακριά από τον αντίστοιχο νευρώνα εισόδου, υπάρχει περίπτωση να καταστραφεί η διαδικασία της εξαγωγής των χαρακτηριστικών αφού υπάρχει κίνδυνος διαχωρισμού της συμβολοσειράς σε κάποιο μη-βέλτιστο σημείο από τον τελεστή διασταύρωσης. Αυτός είναι και ένας λόγος που στην παραπάνω αποτύπωση δεν προτιμούνται τελεστές διασταύρωσης που τέμνουν το χρωμόσωμα τυχαία σε τμήματα, καθώς υπάρχει κίνδυνος να καταστραφούν οι δομές εξαγωγής χαρακτηριστικών.

Ένα από τα πλεονεκτήματα της δυαδικής κωδικοποίησης είναι η ευκολία στην απεικόνιση των βαρών, αλλά και στην εφαρμογή των διάφορων τελεστών του γενετικού αλγορίθμου, όπως για παράδειγμα των τελεστών διασταύρωσης και μετάλλαξης, που έχουν αρκετά απλή μορφή όταν εφαρμόζονται σε μία δυαδική συμβολοσειρά. Επίσης, απλοποιείται η περιπλοκότητα που απαιτεί το υλικό στο οποίο τρέχει το κάθε νευρωνικό δίκτυο, καθώς τα βάρη μπορούν να αναπαρασταθούν ως απλά bits χωρίς αξιοποίηση μεταβλητών μεγάλης ακρίβειας (πχ double).

Μπορούν να αξιοποιηθούν διάφορες τεχνικές μετατροπής από την δυαδική μορφή των βαρών σε δεκαδικές μορφές για την ερμηνεία τους, όπως για παράδειγμα ο κώδικας Gray (για ακέραιους αριθμούς) ή η εκθετική αναπαράσταση (για δεκαδικούς), αναλόγως τις ανάγκες του προβλήματος, οι οποίες μπορούν να κάνουν την μετατροπή δίνοντας μεγαλύτερη σημασία στο εύρος των τιμών που μπορούν να αναπαραστήσουν ή στην ακρίβεια, αναλόγως με το πλήθος των bits. Συνήθως διατηρείται μία ισορροπία ανάμεσα στο μέγεθος ενός χρωμοσώματος και στην επιθυμητή ακρίβεια των τιμών των βαρών, καθώς αν χρησιμοποιηθούν πολύ λίγα ψηφία η ακρίβεια μπορεί να μην είναι επαρκής, ενώ αν χρησιμοποιηθεί πολύ μεγάλος αριθμός ψηφίων τότε οι συμβολοσειρές που θα προκύψουν θα είναι πολύ μεγάλες, δημιουργώντας σημαντικές χρονικές καθυστερήσεις κατά την εφαρμογή των διάφορων τελεστών του γενετικού αλγορίθμου.

Ένα από τα προβλήματα που μπορούν να εμφανιστούν με αυτή την κωδικοποίηση, είναι η πολλαπλότητα μεταξύ των ατόμων του πληθυσμού. Συγκεκριμένα, δύο άτομα που έχουν αποτυπώσει τους νευρώνες του κρυφού επιπέδου με διαφορετική σειρά, μπορεί να αποτελούν ακριβώς την ίδια διαδικασία επιφέροντας το ίδιο αποτέλεσμα, αλλά λόγω της διαφορετικής σειράς να προκύπτουν από δύο διαφορετικές δυαδικές συμβολοσειρές. Αυτός είναι ένας λόγος που μπορεί να προκύψει κάποιο πρόβλημα κατά την διασταύρωση για την δημιουργία απογόνων, και συνεπώς ένα σημείο στο οποίο πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη σημασία.

#### 4.2.2 Κωδικοποίηση πραγματικών τιμών

Σε αυτή την κωδικοποίηση, τα βάρη των νευρώνων αναπαριστώνται απ' ευθείας ως πραγματικοί αριθμοί με κάθε αριθμό να αναπαριστά ένα βάρος. Χρησιμοποιώντας την πραγματική αναπαράσταση, οι κλασσικοί τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης δεν μπορούν να αξιοποιηθούν όπως στην δυαδική αναπαράσταση. Για τον σκοπό αυτό, έχουν οριστεί διάφορες παραλλαγές των κλασσικών αυτών τελεστών για την εφαρμογή τους

σε EANNs όπου τα βάρη έχουν πραγματική αναπαράσταση. Ο βασικός στόχος αυτών είναι η διατήρηση των διάφορων μηχανισμών εξαγωγής χαρακτηριστικών που πραγματοποιούν οι νευρώνες των κρυμμένων επιπέδων κατά την εξέλιξη.

Έχοντας πραγματικές τιμές, δύο εξελικτικοί αλγόριθμοι που εμφανίζουν καλύτερα αποτελέσματα από τον γενετικό αλγόριθμο είναι ο εξελικτικός προγραμματισμός (Evolutionary Programming) ο οποίος μοιάζει με τον γενετικό προγραμματισμό αλλά η δομή του προγράμματος είναι σταθερή, και επηρεάζονται μόνο οι αριθμητικές παράμετροι, και η εξελικτική στρατηγική (Evolutionary Strategy) όπου οι λύσεις είναι εξ' ορισμού κωδικοποιημένες ως διανύσματα πραγματικών τιμών. Σε αυτές τις περιπτώσεις, η εξέλιξη βασίζεται κυρίως πάνω στην μετάλλαξη, κάτι το οποίο μειώνει τις επιδράσεις του προβλήματος της πολλαπλότητας των δικτύων που αναφέρθηκε στην περίπτωση της δυαδικής κωδικοποίησης.

Δεν θα δοθεί περισσότερη βαρύτητα στις μεθοδολογίες που επιτυγχάνουν την εξέλιξη στην περίπτωση που έχουμε κωδικοποίηση πραγματικών τιμών, καθώς η παρούσα εργασία εστιάζει στην δυαδική κωδικοποίηση των βαρών των νευρωνικών δικτύων.

#### 4.2.3 Σύγκριση εξελικτικής εκπαίδευσης και απότομης καθόδου

Όπως αναφέρθηκε στην αρχή του κεφαλαίου 5.2, οι μεθοδολογίες που βασίζονται στην απότομη κάθοδο (Gradient Descent) μπορούν να παγιδευτούν πιο εύκολα σε τοπικά βέλτιστα, ένα χαρακτηριστικό το οποίο οι εξελικτικοί αλγόριθμοι αντιμετωπίζουν ευκολότερα καθώς αναζητούν λύσεις σε όλο το πεδίο αναζήτησης. Ταυτόχρονα, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι δεν περιορίζονται από την παραγωγισιμότητα της συνάρτησης σφάλματος, και η δυνατότητα του ίδιου αλγόριθμου να εφαρμοστεί σε διάφορους τύπους νευρωνικών δικτύων εξαλείφει την ανάγκη κατασκευής διαφορετικών μεθοδολογιών που να εξαρτώνται από την αρχιτεκτονική του δικτύου.

Επίσης, προσεγγίζοντας την εκπαίδευση με τους εξελικτικούς αλγόριθμους, είναι πιο εύκολο να σχεδιαστούν νευρωνικά δίκτυα με κάποια ειδικά χαρακτηριστικά. Ένα παράδειγμα είναι πως η πολυπλοκότητα του δικτύου μπορεί να μειωθεί, και η δυνατότητα γενίκευσής του να αυξηθεί τροποποιώντας κατάλληλα την συνάρτηση καταλληλότητας.

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορεί να απαιτούν περισσότερο χρόνο για την εκπαίδευση του δικτύου σε σύγκριση με κάποιες παραλλαγές της οπίσθιας διάδοσης σφάλματος, και πάντα οι διαφορές στην ταχύτητα εξαρτώνται από το πρόβλημα αλλά και το μέγεθος των νευρωνικών δικτύων, αλλά συνήθως είναι πολύ πιο ανθεκτικοί στις αρχικές συνθήκες της εκπαίδευσης. Αυτό συμβαίνει γιατί εξερευνούν ολόκληρο τον χώρο αναζήτησης, ενώ η οπίσθια διάδοση σφάλματος εξερευνά μία γειτονιά κοντά στην αρχική περιοχή αναζήτησης.



## 4.3 Μεταβολή της αρχιτεκτονικής του δικτύου

Μία ακόμα χρήση του γενετικού αλγορίθμου στα νευρωνικά δίκτυα είναι για την μεταβολή της αρχιτεκτονικής του μέσω της εξέλιξης. Αυτό μπορεί να αφορά είτε την τοπολογία του δικτύου, είτε και την συνάρτηση μεταφοράς των νευρώνων. Όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 5.1, η αρχιτεκτονική είναι έχει πολύ σημαντική επίπτωση στις επεξεργαστικές δυνατότητες του δικτύου. Για παράδειγμα, αναλόγως το πρόβλημα, ένα δίκτυο με πολύ λίγους νευρώνες μπορεί να μην καταφέρει να συγκλίνει σε κάποια λύση, ενώ ένα δίκτυο με μεγάλο αριθμό νευρώνων μπορεί να εμφανίσει υπερπροσαρμογή και να μην μπορεί να γενικεύσει.

Σε πολλές περιπτώσεις, ο σχεδιασμός της αρχιτεκτονικής του δικτύου παραμένει μία ανθρώπινη εργασία, από κάποιον εμπειρογνώμονα, και πολλές φορές με την χρήση μιας τεχνικής δοκιμής και σφάλματος. Με την έλλειψη μιας συστηματικής μεθοδολογίας για την κατασκευή της βέλτιστης αρχιτεκτονικής ενός δικτύου για το κάθε πρόβλημα, δύο πιθανές μεθοδολογίες είναι αύξηση ή η μείωση της πολυπλοκότητας ενός αρχικού δικτύου. Όπως είναι κατανοητό από την ονομασία, στην πρώτη περίπτωση δημιουργείται ένα δίκτυο με τον ελάχιστο αριθμό νευρώνων και προσθέτει νέα κρυφά επίπεδα, νέους νευρώνες, και νέες συνδέσεις μεταξύ αυτών. Το αντίστροφο ισχύει για την δεύτερη περίπτωση. Οι συγκεκριμένες τεχνικές κινδυνεύουν από την παγίδευση σε τοπικά βέλτιστα της αρχιτεκτονικής, κάτι που τις κάνει χρήσιμες μόνο για την αναζήτηση σε ένα συγκεκριμένο τμήμα των τοπολογιών του δικτύου που βασίζεται στο αρχικό.

Λόγω των παραπάνω προβλημάτων, η αρχιτεκτονική ενός δικτύου μπορεί να οριστεί ως ένα πρόβλημα αναζήτησης, όπου η απόδοση, η ελαχιστοποίηση του σφάλματος κατά την εκπαίδευση, η πολυπλοκότητα του δικτύου και άλλες επιθυμητές παράμετροι περιγράφουν ένα πεδίο αναζήτησης για την βέλτιστη αρχιτεκτονική. Αυτό το πεδίο αναζήτησης εμφανίζει κάποια χαρακτηριστικά, τα οποία κάνουν τους εξελικτικούς αλγόριθμους πολύ καλή επιλογή για την αναζήτηση σε αυτό, σε αντίθεση με τις τεχνικές αύξησης και μείωσης της πολυπλοκότητας που αναφέρθηκαν παραπάνω. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι:

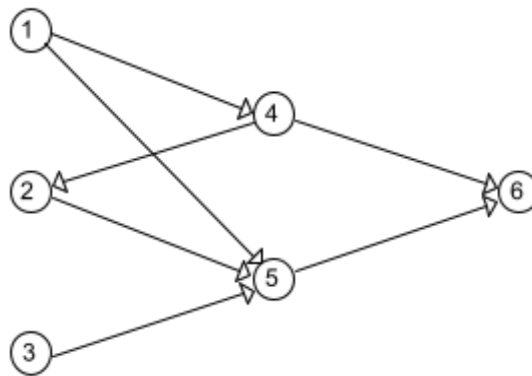
- Το άπειρο μέγεθος του πεδίου αναζήτησης, αφού το πλήθος των νευρώνων και των συνδέσεων δεν περιορίζεται
- Η συνάρτηση που περιγράφει το πεδίο αναζήτησης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής είναι μη παραγωγίσιμη, καθώς το πλήθος των νευρώνων και των συνδέσεων είναι διακριτοί αριθμοί
- Το πεδίο μπορεί να είναι αρκετά σύνθετο, καθώς οι αντιστοίχιση μιας αρχιτεκτονικής στην αντίστοιχη επίδοσή της είναι έμμεση και επηρεάζεται από την μεθοδολογία μέτρησης της καταλληλότητας
- Παρόμοιες αρχιτεκτονικές μπορεί να εμφανίζουν πολύ διαφορετικές επιδόσεις
- Διαφορετικές αρχιτεκτονικές μπορεί να εμφανίζουν παρόμοιες επιδόσεις.

Όπως και στην μεταβολή των βαρών, και εδώ δύο σημαντικές φάσεις κατά την υλοποίηση της αναζήτησης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής είναι ο τρόπος κωδικοποίησης της, και η επιλογή του εξελικτικού αλγορίθμου που θα χρησιμοποιηθεί. Στις πιο βασικές επιλογές κατά την κωδικοποίηση, ανήκει η απόφαση για τον όγκο της πληροφορίας που

θα κωδικοποιηθεί στο χρωμόσωμα. Από την μία πλευρά, μπορούμε να επιλέξουμε την κωδικοποίηση όλης της πληροφορίας του δικτύου (δηλαδή όλους τους νευρώνες, το επίπεδο στο οποίο ανήκουν και τις συνδέσεις τους), διαδικασία που ονομάζεται άμεση κωδικοποίηση, ενώ από την άλλη μπορούμε να κωδικοποιήσουμε μόνο κρίσιμα τμήματα της πληροφορίας (για παράδειγμα το πλήθος των κρυφών επιπέδων και το πλήθος των νευρώνων σε κάθε ένα από αυτά) και να αφήσουμε την διαδικασία εκπαίδευσης να αποφασίσει τα υπόλοιπα, διαδικασία που ονομάζεται έμμεση κωδικοποίηση. Στα πλαίσια αυτής της εργασίας, θα γίνει μία αναφορά μόνο στην άμεση κωδικοποίηση, καθώς αυτή έχει επιλεγεί για την υλοποίηση του πειραματικού μέρους της εργασίας.

### 4.3.1 Άμεση κωδικοποίηση

Έστω ένα νευρωνικό δίκτυο, με την εξής αρχιτεκτονική:



όπου εμφανίζονται έξι νευρώνες με τις εξής συνδέσεις:

- Ο νευρώνας 1 μεταφέρει την έξοδό του στους 4 και 5
- Ο νευρώνας δύο μεταφέρει την έξοδό του στον 5
- Ο νευρώνας 3 μεταφέρει την έξοδό του στον 5
- Ο νευρώνας 4 μεταφέρει τις εξόδους του στον 6 εμπρόσθια, και στον 2 αναδρομικά
- Ο νευρώνας 5 μεταφέρει την έξοδό του στον 6

και η άμεση κωδικοποίηση μπορεί να περιγραφεί από τον εξής πίνακα:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

όπου η πρώτη γραμμή ανταποκρίνεται στον πρώτο νευρώνα, η δεύτερη στον δεύτερο κ.ο.κ.. Με την άμεση κωδικοποίηση, οι γραμμές του πίνακα αναγράφονται σαν μία δυαδική συμβολοσειρά, οπότε το χρωμόσωμα που προκύπτει έχει την μορφή:

000110 000010 000010 010001 000001 000000

το οποίο αποτελεί την δυαδική του αναπαράσταση, και μπορεί να επηρεαστεί από τον εξελικτικό αλγόριθμο με τους τρόπους που είδαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο.

Ένα πιθανό πρόβλημα της άμεσης κωδικοποίησης, είναι η γρήγορη αύξηση μεγέθους του χρωμοσώματος για δίκτυα που περιέχουν πολλούς νευρώνες. Ένα νευρωνικό δίκτυο με  $n$  αριθμό νευρώνων απαιτεί πίνακα  $n \times n$  για την κωδικοποίησή του, κάτι το οποίο αυξάνει πολύ τις επεξεργαστικές απαιτήσεις και κατ' επέκταση τον απαιτούμενο χρόνο για την εξέλιξή του. Ένας πιθανός τρόπος για την μείωση του απαιτούμενου χρόνου, είναι η ελάττωση του χώρου αναζήτησης: εάν ένα τμήμα του δικτύου έχει συγκεκριμένη δομή, μπορούμε να αφαιρέσουμε από τον πίνακα τα αντίστοιχα διανύσματα τα οποία δεν θέλουμε να λάβουν μέρος στην εξέλιξη. Ένα παράδειγμα από αυτήν την διαδικασία είναι σε δίκτυα στα οποία γνωρίζουμε το πλήθος των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου που απαιτούνται από το πρόβλημα, οπότε μπορούμε να αφήσουμε εντός της κωδικοποίησης μόνο τους νευρώνες των κρυφών επιπέδων.

Ένα άλλο σημείο ενδιαφέροντος είναι το πρόβλημα της πολλαπλότητας που αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.2.1, όπου δύο άτομα του πληθυσμού μπορεί να έχουν διαφορετική αρίθμηση για τους νευρώνες τους στο χρωμόσωμά τους, αλλά τοπολογικά να είναι όμοια, επηρεάζοντας έτσι την απόδοση των τελεστών διασταύρωσης. Όπως στην εξέλιξη των βαρών, έτσι και εδώ μπορούν να χρησιμοποιηθούν εξελικτικοί αλγόριθμοι που βασίζονται μόνο πάνω στην μετάλλαξη ώστε να μετριαστεί αυτό το πρόβλημα, αν και μία άλλη λύση είναι απλώς η αξιοποίηση μεγαλύτερου πληθυσμού και η χρήση συγκεκριμένων τελεστών επιλογής ώστε η ποικιλία των διαφορετικών τοπολογιών να δίνει περισσότερα πλεονεκτήματα στον πληθυσμό από τα μειονεκτήματα που εισάγει η πολλαπλότητα.

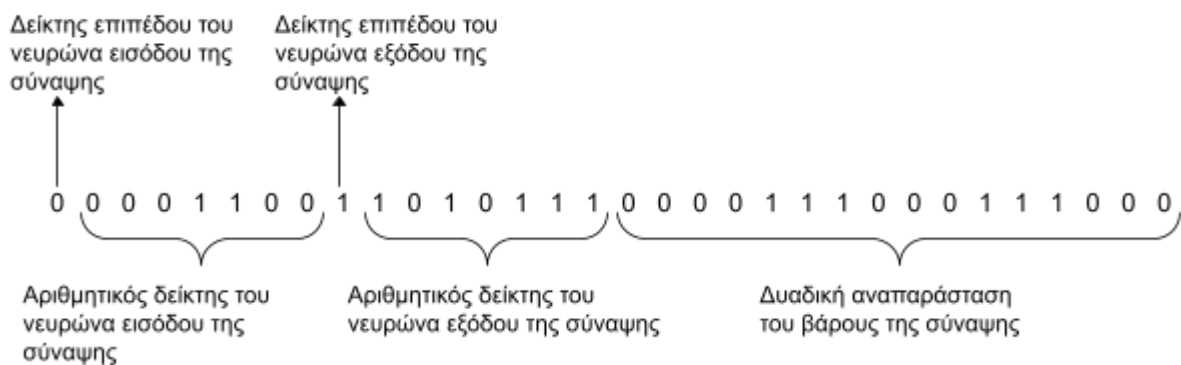
## 4.4 Κωδικοποίηση των δικτύων της εργασίας

Συγκεντρώνοντας τις πληροφορίες από τα προηγούμενα κεφάλαια, τα νευρωνικά δίκτυα και ο εξελικτικός αλγόριθμος που υλοποιήθηκαν για αυτήν την εργασία έχουν τα εξής χαρακτηριστικά:

- Εξέλιξη με γενετικό αλγόριθμο
- Δυαδικό σχήμα κωδικοποίησης της πληροφορίας στο δίκτυο
- Επιλογή με την μέθοδο της ρουλέτας
- Διασταύρωση ενός σημείου
- Μετάλλαξη εναλλαγής bit
- Άμεση κωδικοποίηση.

Στο επόμενο κεφάλαιο θα αναλυθεί ο τρόπος με τον οποίο εξελίσσεται και παράγει λύσεις ο πληθυσμός, αλλά σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί η υλοποίηση της άμεσης κωδικοποίησης.

Το κάθε άτομο του πληθυσμού περιέχει ένα γονιδίωμα, το οποίο με την σειρά του περιέχει μέσα περισσότερα από ένα χρωμοσώματα. Το κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε μία σύναψη του νευρωνικού δικτύου, και αποτελείται από 32 bit. Ξεκινώντας από το πιο σημαντικό bit (Most Significant Bit, MSB) στα αριστερά της δυαδικής συμβολοσειράς που σχηματίζουν τα γονίδια, τα πρώτα 8 bit δείχνουν τον νευρώνα που αποτελεί είσοδο της σύναψης. Πιο συγκεκριμένα, το πρώτο bit δείχνει αν ο νευρώνας αυτός ανήκει στο επίπεδο εισόδου (0) ή στο κρυφό επίπεδο (1), και τα υπόλοιπα 7 bit αναπαριστούν έναν αριθμητικό δείκτη του νευρώνα. Τα επόμενα 8 bit δείχνουν τον νευρώνα στον οποίο καταλήγει η έξοδος της σύναψης. Με την ίδια λογική που ακολουθεί η είσοδος, και εδώ το πρώτο bit δείχνει αν ο νευρώνας αυτός ανήκει στο επίπεδο εξόδου (0) ή στο κρυφό επίπεδο(1), και τα υπόλοιπα 7 bit λειτουργούν ως αριθμητικός δείκτης. Έπειτα, τα υπόλοιπα 16 bit που καταλήγουν στο λιγότερο σημαντικό bit (Least Significant Bit, LSB) κωδικοποιούν στο δυαδικό σύστημα το βάρος της σύναψης, το οποίο μεταφράζεται στο δεκαδικό σύστημα ως προσημασμένος αριθμός. Συνεπώς το βάρος μπορεί να πάρει τιμές από  $[- 2^{15}, 2^{15} - 1]$ , δηλαδή από  $[- 32768, 32767]$ , αριθμός που κατά τον υπολογισμό του βάρους διαιρείται με το 32768 ώστε το βάρος να μετατραπεί σε δεκαδικό αριθμό με όρια  $[- 1, 1]$ .



Εικόνα 5.1: Ένα χρωμόσωμα του γονιδίου ενός ατόμου του πληθυσμού

Ένα από τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από την παραπάνω κωδικοποίηση, είναι ότι, λόγω των 7 διαθέσιμων bit για την ανάθεση του νευρώνα από τον δείκτη (είτε εισόδου είτε εξόδου), ο μέγιστος αριθμός νευρώνων που μπορούν να λάβουν έγκυρη αριθμητική διεύθυνση είναι 128. Για αυτόν τον λόγο, τα επίπεδα εισόδου και εξόδου, καθώς και το κρυφό επίπεδο, δεν μπορούν να αποτελούνται από περισσότερους από 128 νευρώνες το καθένα. Αυτό αποτελεί επιλογή για την πειραματική υλοποίηση της εργασίας, και είναι ένας περιορισμός που μπορεί να αναιρεθεί μεγαλώνοντας απλώς το μέγεθος του χρωμοσώματος.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό είναι η ακρίβεια των βαρών. Αφού η μέγιστη απόλυτη τιμή που μπορεί να αποτυπωθεί από τα 15 bit που περιέχει το χρωμόσωμα (χρησιμοποιείται 1 bit από τα 16 για το πρόσημο), το βάρος, μετά την διαίρεσή του με τον αριθμό 32768, μπορεί να πάρει μόνο διακριτές τιμές οι οποίες αυξάνουν (ή φθίνουν για τους αρνητικούς αριθμούς) κατά  $\frac{1}{32768}$  ανά βήμα. Ακριβώς όπως και με τον αριθμητικό δείκτη του νευρώνα, και αυτός ο περιορισμός μπορεί να αναιρεθεί με την ανάθεση περισσότερων ψηφίων στο χρωμόσωμα.

## 4.5 Σύνοψη κεφαλαίου

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάστηκαν οι αρχές λειτουργίας των εξελικτικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων, και τα χαρακτηριστικά στα οποία εμφανίζουν πλεονέκτημα από άλλες μεθόδους εκπαίδευσης. Αναφέρθηκαν οι τρόποι που κωδικοποιούνται τα βάρη και η τοπολογία του δικτύου, και αναφέρθηκε η κωδικοποίηση που υλοποιήθηκε στο πειραματικό μέρος της εργασίας.

Στο επόμενο κεφάλαιο θα γίνει ανάλυση της υλοποίησης του προγράμματος, και θα παρουσιαστούν με λεπτομέρεια η υλοποίηση του γενετικού αλγορίθμου και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, καθώς και η δομή του προγράμματος, παρουσιάζοντας ταυτόχρονα τους γενετικούς τελεστές που χρησιμοποιήθηκαν και τον παραλληλισμό του πληθυσμού.

## 5. Προγραμματιστική υλοποίηση

### 5.1 Εισαγωγή

Για το πειραματικό μέρος αυτής της εργασίας, κατασκευάστηκε ένα πρόγραμμα το οποίο εφαρμόζει τμήματα από τα παραπάνω κεφάλαια, ώστε να υλοποιήσει ένα εξελικτικό νευρωνικό δίκτυο. Το πρόγραμμα σχεδιάστηκε με τέτοιο τρόπο ώστε το κάθε άτομο του πληθυσμού να αποτυπώνεται στην οθόνη. Το γραφικό περιβάλλον εμφανίζει την διεπαφή του χρήστη για τον τρόπο λειτουργίας, τις ρυθμίσεις του πληθυσμού, τα αποτελέσματα της κάθε γενιάς, και την περιοχή γραφικής αναπαράστασης του πληθυσμού.

Ο στόχος του προγράμματος, είναι να παράξει έναν αρχικό πληθυσμό σύμφωνα με τις προδιαγραφές που έδωσε ο χρήστης, και αναλόγως με τον τρόπο λειτουργίας να εφαρμόσει έναν γενετικό αλγόριθμο πάνω στον πληθυσμό, ώστε τα άτομα σε κάθε γενιά να κινούνται όλο και πιο κοντά στον στόχο. Τα άτομα μπορούν να κινηθούν στις δύο διαστάσεις του πεδίου, και ο στόχος στον οποίο πρέπει να φτάσουν τα άτομα της κάθε γενιάς από τις αρχικές τυχαίες θέσεις της γενιάς τους, ρυθμίζεται από τους τρεις τρόπους λειτουργίας.

### 5.2 Εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν

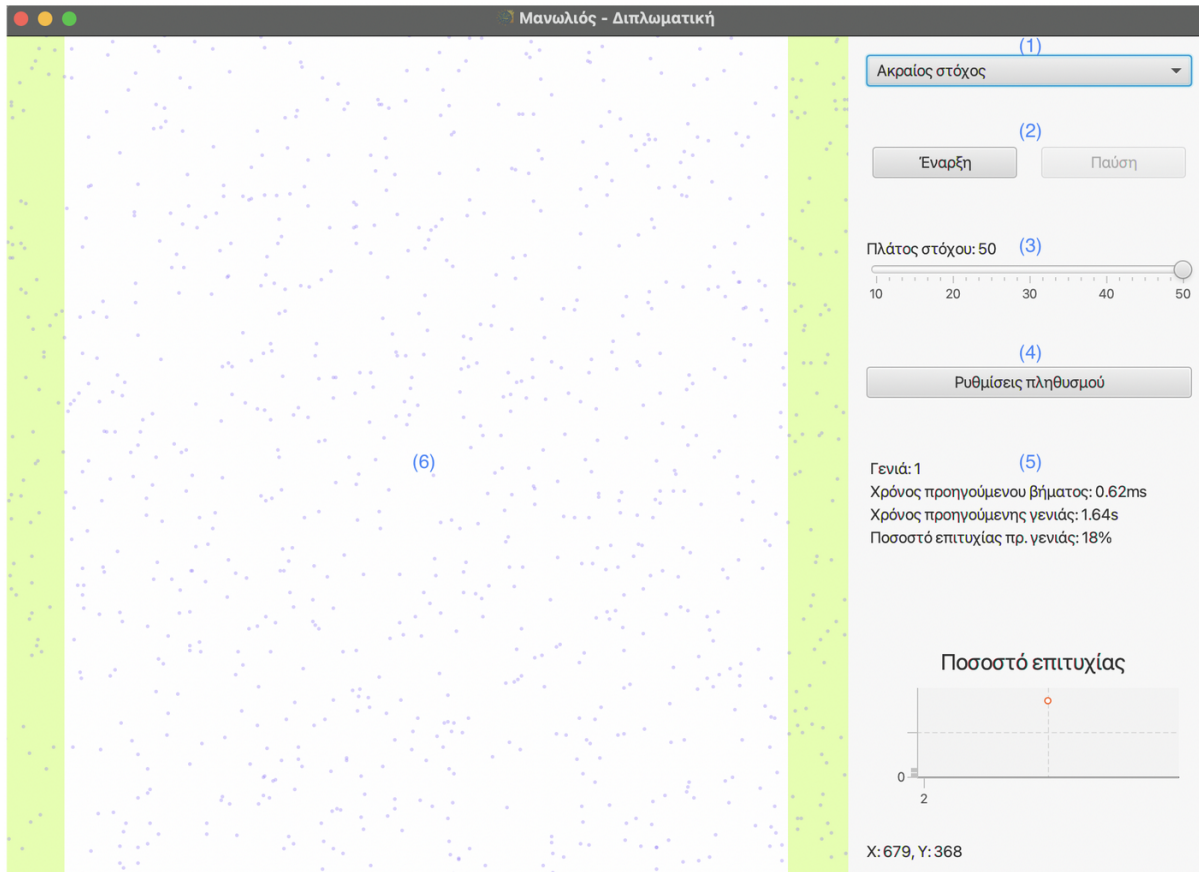
Για την υλοποίηση του προγράμματος χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού Java. Η γλώσσα αυτή επιλέχθηκε, μεταξύ άλλων, για τις δυνατότητές της ως γενική γλώσσα προγραμματισμού, και για την ευελιξία της να τρέχει σε οποιοδήποτε μηχάνημα υποστηρίζει το Java Runtime Environment. Η έκδοση της γλώσσας επιλέχθηκε να είναι η 17, και το πρόγραμμα γράφτηκε χρησιμοποιώντας το OpenJDK 17 (Open Java Development Kit) και το IntelliJ IDEA CE.

Για το γραφικό περιβάλλον, χρησιμοποιήθηκε το JavaFX, το οποίο είναι μία πλατφόρμα σχεδίασης desktop εφαρμογών. Αποτελεί μία από τις τρεις πιο διαδεδομένες βιβλιοθήκες σχεδιασμού γραφικών διεπαφών για την Java μαζί με το Swing και το AWT.

Για το χτίσιμο του προγράμματος χρησιμοποιήθηκε το Gradle. Πρόκειται για ένα από τα δύο πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα build automation tools για την Java (μαζί με το maven). Μεταξύ των δυνατοτήτων του, είναι η παραγωγή εκτελέσιμων αρχείων του προγράμματος, και ο συγχρονισμός εξωτερικών (third-party) βιβλιοθηκών. Η μοναδική εξωτερική βιβλιοθήκη που έχει χρησιμοποιηθεί στο πρόγραμμα είναι η shadow, η οποία είναι ένα plug-in του Gradle για την παραγωγή εκτελέσιμων jar αρχείων.

## 5.3 Γραφικό περιβάλλον

Το γραφικό περιβάλλον του προγράμματος αποτελείται από δύο παράθυρα. Το πρώτο παράθυρο περιέχει τα διάφορα στοιχεία ελέγχου για την εκτέλεση του προγράμματος, καθώς και ένα μέρος που είναι αφιερωμένο στην γραφική απεικόνιση του πληθυσμού.

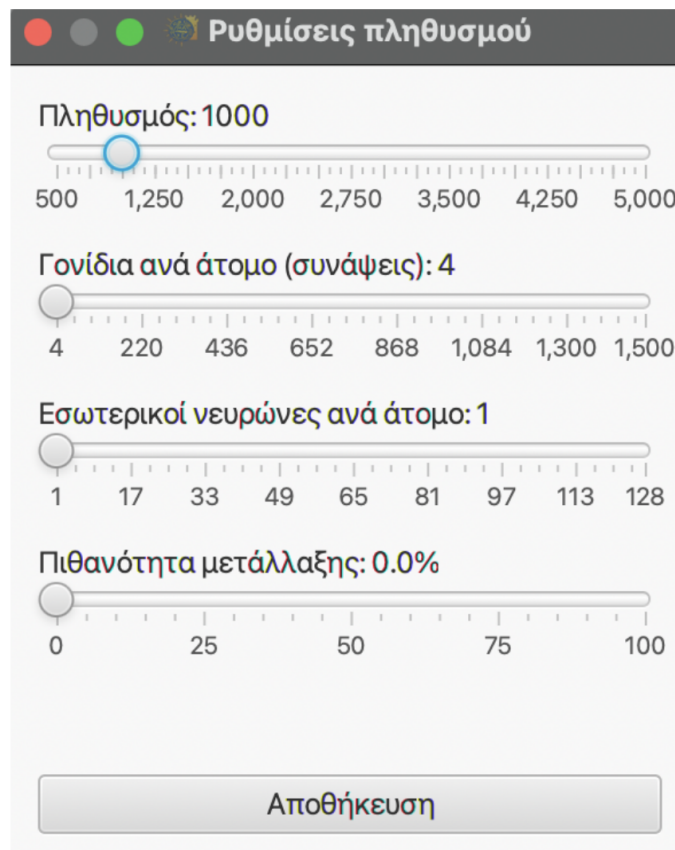


Εικόνα 6.i: Το γραφικό περιβάλλον του κυρίως παραθύρου

Στην εικόνα 6.1 εμφανίζονται με μπλε αριθμούς τα παρακάτω στοιχεία του πρώτου παραθύρου της εφαρμογής:

1. Έλεγχος τρόπου λειτουργίας: επιλογή μεταξύ ακραίου στόχου, ακίνητου στόχου και κινούμενου στόχου
2. Πλήκτρα έναρξης και παύσης του προγράμματος
3. Έλεγχος μεγέθους του στόχου στον οποίο πρέπει να φτάσουν τα άτομα του πληθυσμού
4. Άνοιγμα παραθύρου ρυθμίσεων του πληθυσμού
5. Στατιστικά της κάθε γενιάς του πληθυσμού τα οποία αφορούν τον χρόνο εκτέλεσης και το ποσοστό επιτυχίας, το οποίο με την σειρά του αποτυπώνεται και στο γράφημα.
6. Πεδίο εμφάνισης πληθυσμού

και έπειτα, πατώντας το πλήκτρο που εμφανίζεται με τον αριθμό (4) ανοίγει το παράθυρο με τα στοιχεία ελέγχου του πληθυσμού, που έχει την παρακάτω μορφή:



Εικόνα 6.ii: Παράθυρο ρυθμίσεων πληθυσμού

στο οποίο εμφανίζονται επιλογές για τον πληθυσμό.

Η επιλογή (1) του τρόπου λειτουργίας θα αναλυθεί σε επόμενο κεφάλαιο. Η επιλογή (3) ελέγχει το μέγεθος του στόχου, το οποίο εμφανίζεται στην περιοχή (6) της εικόνας ως δύο κίτρινες ζώνες. Αναλόγως με τον τρόπο λειτουργίας του προγράμματος, η περιοχή αυτή αλλάζει μεταξύ των δύο κίτρινων ζωνών που φαίνονται στην εικόνα 6.i, και σε έναν κίτρινο κύκλο ο οποίος μπορεί να είναι σταθερός, ή και να κινείται.

Στο δεύτερο παράθυρο που φαίνεται στην εικόνα 6.ii, εμφανίζονται ρυθμίσεις που καλύπτουν κάποια από τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων και του γενετικού αλγορίθμου, όπως αυτά αναλύθηκαν σε προηγούμενα κεφάλαια. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι συνάψεις του κάθε ατόμου αντιστοιχούν με το πλήθος των χρωμοσωμάτων του, όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 5.4.

## 5.4 Τρόποι λειτουργίας

Το πρόγραμμα περιέχει τρεις τρόπους λειτουργίας, που επηρεάζουν το σχήμα και την συμπεριφορά του στόχου, καθώς επίσης και τον υπολογισμό της συνάρτησης καταλληλότητας των ατόμων του πληθυσμού.



### 5.4.1 Ακραίος στόχος

Σε αυτόν τον τρόπο λειτουργίας, ο στόχος αποτελείται από δύο ζώνες στο αριστερό και το δεξί άκρο της οθόνης, όπως φαίνεται στην εικόνα 6.i. Καθώς ο πληθυσμός της κάθε γενιάς ξεκινάει από τυχαίες θέσεις, σκοπός του κάθε ατόμου είναι να κινηθεί προς μία από αυτές τις δύο ζώνες.

Ο συγκεκριμένος τρόπος λειτουργίας έχει ενδιαφέρον καθώς ο πληθυσμός φαίνεται να συγκλίνει πολύ γρήγορα σε μία καλή λύση που δίνει ποσοστό επιτυχίας μεγαλύτερο του 90%. Ο κύριος λόγος που συμβαίνει αυτό είναι πως οι δύο στόχοι βρίσκονται στα άκρα της οθόνης, τα οποία αποτελούν τοίχους για τα άτομα του πληθυσμού, καθώς το εύρος κίνησης του πληθυσμού είναι πεπερασμένο (ένα παράδειγμα στο οποίο το εύρος κίνησης θα ήταν άπειρο μπορεί να είναι η μεταφορά των ατόμων από το δεξί άκρο της οθόνης στο αριστερό και αντίστροφα, κατά κάποιον τρόπο θυμίζοντας κάποια παραλλαγή του παιχνιδιού “φιδάκι”). Αυτό σημαίνει πως το κάθε άτομο του πληθυσμού πρέπει να “μάθει” να κινείται προς μία κατεύθυνση, είτε δεξιά είτε αριστερά, ενδιαφερόμενο μόνο για τις εισόδους τρέχουσας θέσης του νευρωνικού δικτύου και αγνοώντας όλες τις άλλες. Ταυτόχρονα, μπορεί να αγνοήσει στρατηγικές όπως η πέδηση καθώς φτάνοντας στο άκρο της οθόνης η κίνησή του περιορίζεται απότομα, ή όπως η κατακόρυφη κίνηση καθώς ο στόχος καλύπτει όλο το ύψος της αριστερής και δεξιάς πλευράς του επιπέδου. Για τους λόγους αυτούς, τα συγκεκριμένα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να συγκλίνουν πολύ γρήγορα σε μία πολύ καλή λύση χρησιμοποιώντας τις ελάχιστες επιτρεπόμενες τιμές για το πλήθος των συνάψεων και των εσωτερικών νευρώνων.

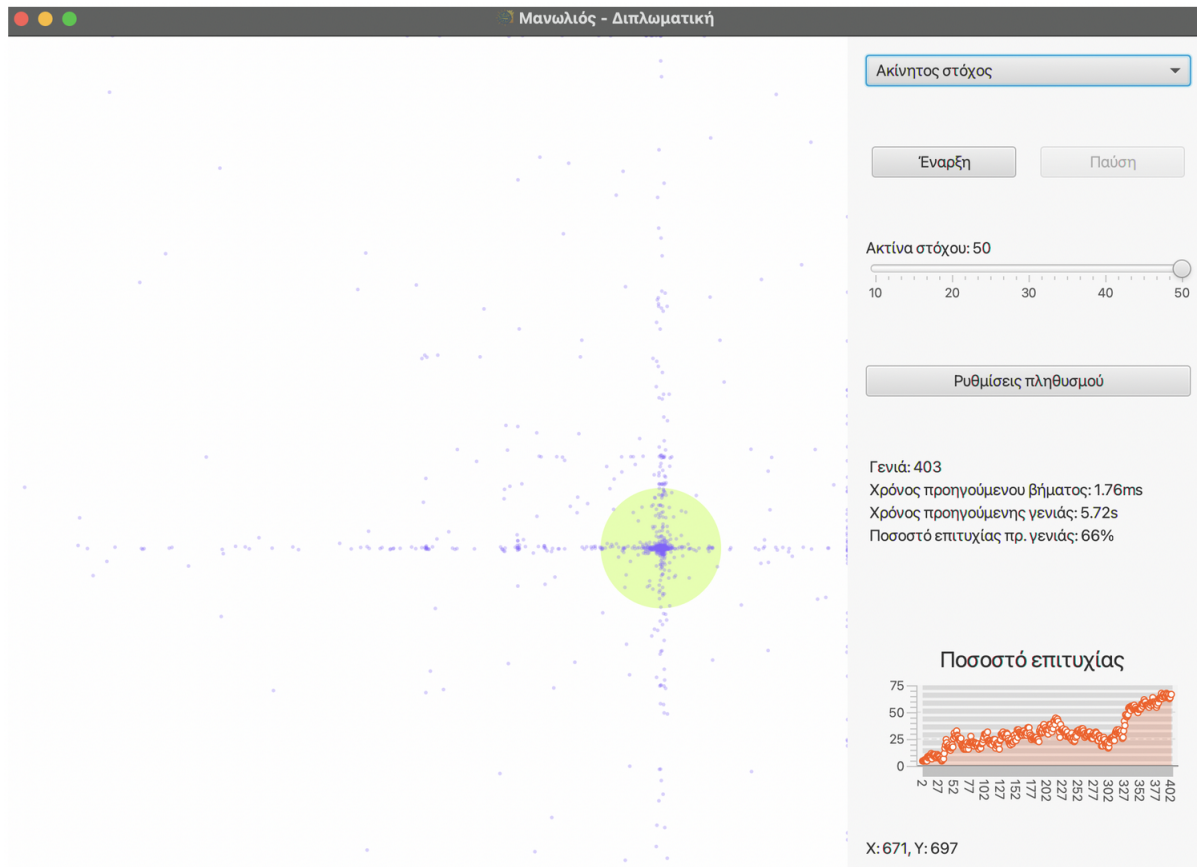
Αν και ο συγκεκριμένος τρόπος λειτουργίας αναπτύχθηκε πολύ νωρίς στην πορεία υλοποίησης του προγράμματος, και κυρίως για σκοπούς αποσφαλμάτωσης, αξίζει να σημειωθεί πόσο εύκολα μπορεί ένα νευρωνικό δίκτυο να εκπαιδευτεί χωρίς καμία αρχική ρύθμιση για την τοπολογία ή τα βάρη του δικτύου, με την χρήση των εξελικτικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

### 5.4.2 Ακίνητος στόχος

Ο δεύτερος τρόπος λειτουργίας αφορά τον ακίνητο στόχο. Σε αυτόν τον τρόπο λειτουργίας ο στόχος είναι μία κυκλική περιοχή, με ακτίνα η οποία ρυθμίζεται από το στοιχείο ελέγχου (3) της εικόνας 6.i, και παραμένει σταθερός για όλες τις γενιές.

Σε αυτόν τον τρόπο λειτουργίας οι ενέργειες που πρέπει να εκτελέσει το κάθε άτομο του πληθυσμού αυξάνονται πολύ, καθώς πρέπει να αξιοποιήσει πιθανώς όλα τα σήματα εισόδου που παρέχονται στο δίκτυο, καθώς και να εξελίξει στρατηγικές για την δισδιάστατη κίνησή του στον χώρο ώστε να φτάσει και να παραμείνει εντός του στόχου. Σε αυτόν τον τρόπο λειτουργίας, στα αρχικά στάδια της υλοποίησης του προγράμματος, εμφανίστηκαν στρατηγικές όπως η άσκοπη κίνηση των ατόμων μέσα στον χώρο έως ότου να πλησιάσει ο χρόνος λήξης της γενιάς, όπου τα άτομα ξεκινούσαν να κινούνται προς τον στόχο. Σε εκείνο το σημείο εμφανίστηκε η σημαντικότητα επιλογής μιας συνάρτησης

καταλληλότητας που θα εμπόδιζε αυτήν την συμπεριφορά. Οι εισοδοί του δικτύου και η συνάρτηση καταλληλότητας θα αναλυθούν σε επόμενη παράγραφο.



Εικόνα 6.iii: Μορφή ακίνητου στόχου

### 5.4.3 Κινούμενος στόχος

Σε αυτόν τον τρόπο λειτουργίας δεν υπάρχουν πολλές οπτικές διαφορές συγκριτικά με τον ακίνητο στόχο. Η πολυπλοκότητα του προβλήματος στο οποίο έχουν να προσαρμοστούν τα νευρωνικά δίκτυα είναι μεγαλύτερη σε σχέση με τους προηγούμενους δύο τρόπους λειτουργίας, καθώς ο στόχος κινείται κατά την διάρκεια της κάθε γενιάς, και ταυτόχρονα εμφανίζεται σε μία τυχαία θέση στην αρχή κάθε νέας γενιάς.

Σε αντίθεση με τον ακίνητο στόχο, τα νευρωνικά δίκτυα πρέπει να αναπτύξουν στρατηγικές οι οποίες να περιλαμβάνουν τα σήματα εισόδου τα οποία λειτουργούν ως "μάτια" της θέσης του στόχου καθώς και να λαμβάνουν υπό όψιν τους την τρέχουσα θέση στην οποία βρίσκονται, ενώ στον ακίνητο στόχο πιθανώς η δεύτερη πληροφορία να ήταν επαρκής. Ταυτόχρονα πρέπει να επιλέξουν ανάμεσα σε μία στρατηγική κατά την οποία θα "τρέχουν" γρήγορα προς τον στόχο και έπειτα θα τον ακολουθούν πιστά, ή σε κάποιον τρόπο πρόβλεψης της τελικής θέσης του στόχου αναλόγως με την ταχύτητά του.

Αυτός ο τρόπος λειτουργίας είναι και ο τελικός σκοπός της εργασίας, καθώς η ακολούθηση του στόχου πρόκειται για ένα πρόβλημα με αρκετές παραμέτρους και έχει

αρκετά μεγάλο ενδιαφέρον η εξέλιξη νευρωνικών δικτύων που θα μπορούν να πραγματοποιούν την συγκεκριμένη ενέργεια, χωρίς να απαιτείται κάποια είσοδος από τον χρήστη, είτε όσον αφορά την αρχική κατάσταση του συστήματος, είτε κατά την διαδικασία εκπαίδευσης.

## 5.5 Τα άτομα του πληθυσμού

Το κάθε άτομο του πληθυσμού ανήκει σε μία κλάση στον κώδικα η οποία συγκεντρώνει όλες τις λειτουργίες και τα δεδομένα που απαιτούνται για την κατασκευή και λειτουργία του νευρωνικού δικτύου του, τις πληροφορίες για τα χρωμοσώματά του, και τις μεθόδους που υλοποιούν τους γενετικούς τελεστές του γενετικού αλγορίθμου. Γνωρίζει κάποιες από τις παραμέτρους που έθεσε ο χρήστης για τον πληθυσμό, όπως το ποσοστό μετάλλαξης, και κρατάει την δεδομένα για την τρέχουσα κατάστασή του, όπως την θέση και την ηλικία του.

Για να κατανοήσουμε καλύτερα την λειτουργία της κλάσης αυτής και πως υλοποιεί τις λειτουργίες που απαιτούνται, αξίζει να δούμε μερικά χαρακτηριστικά τμήματα του κώδικα. Το κάθε άτομο περιέχει μία εσωτερική κλάση που ονομάζεται "Network" και περιέχει όλους τους νευρώνες του δικτύου. Οι νευρώνες χωρίζονται σε τρία επίπεδα, είσοδος, κρυμμένο και έξοδος, τα οποία υλοποιούνται ως τρεις λίστες που περιέχουν τα αντίστοιχα σύνολα. Όπως φαίνεται από τον κώδικα, στα επίπεδα εισόδου και εξόδου έχει σημασία η θέση του κάθε νευρώνα στην λίστα, καθώς αυτή αποτελεί το χαρακτηριστικό αναγνώρισής του, και έτσι ο κώδικας καταλαβαίνει τι σήματα εξόδου πρέπει να τροφοδοτήσει σε ποιά είσοδο, και τι σημαίνει το σήμα εξόδου από την κάθε έξοδο.

```
inputs.add(new Neuron()); //Location X
inputs.add(new Neuron()); //Location Y
inputs.add(new Neuron()); //Random input
inputs.add(new Neuron()); //Oscillator input
inputs.add(new Neuron()); //Target X
inputs.add(new Neuron()); //Target Y
inputs.add(new Neuron()); //Relative target distance
inputs.add(new Neuron()); //Previous step relative target distance
inputs.add(new Neuron()); //Age

outputs.add(new Neuron()); //Intent to move in X
outputs.add(new Neuron()); //Intent to move in Y
outputs.add(new Neuron()); //Willingness X, acts as inhibitor on
movement
outputs.add(new Neuron()); //Willingness Y, acts as inhibitor on
movement
```

Πίνακας 6.i: Οι νευρώνες εισόδου / εξόδου

Όπως φαίνεται από τον πίνακα 6.i, υπάρχουν τέσσερις νευρώνες εξόδου, που δείχνουν την πρόθεση του ατόμου να κινηθεί προς μία από τις δύο κατευθύνσεις στο πεδίο. Οι πρώτοι δύο αφορούν την πρόθεσή του να κινηθεί κατά τον X και κατά τον Y άξονα αντίστοιχα. Δείχνουν πρόθεση διότι οι νευρώνες στην έξοδό τους δίνουν τιμές μέσα στο διάστημα  $[-1, 1]$ , οπότε το άτομο έχει την δυνατότητα να κινηθεί κατά ένα ποσοστό της μέγιστης απόστασης που μπορεί να καλύψει ανά κάθε βήμα στον κύκλο του προγράμματος. Οι δύο επόμενοι νευρώνες λειτουργούν με τον ίδιο τρόπο, αλλά η έξοδός τους πολλαπλασιάζεται με την έξοδο των δύο πρώτων νευρώνων, δημιουργώντας ένα σύστημα πέδησης. Για ένα αρκετά μεγάλο νευρωνικό δίκτυο, η λειτουργία των δύο τελευταίων νευρώνων θα μπορούσε να εξελιχθεί, αλλά επιλέχθηκε να δοθεί στο άτομο αυτή η δυνατότητα εξ' αρχής.

```
Neuron actionXNeuron = network.outputs.get(0);
Neuron actionYNeuron = network.outputs.get(1);
Neuron inhibitorXNeuron = network.outputs.get(2);
Neuron inhibitorYNeuron = network.outputs.get(3);

if (actionXNeuron.output > 0.3 || actionXNeuron.output < -0.3)
    location.futureX += actionXNeuron.output * inhibitorXNeuron.output;

if (actionYNeuron.output > 0.3 || actionYNeuron.output < -0.3)
    location.futureY += actionYNeuron.output * inhibitorYNeuron.output;
```

Πίνακας 6.ii: υπολογισμός της εξόδου από τους αντίστοιχους νευρώνες

Από τον πίνακα 6.ii φαίνεται ότι οι νευρώνες εξόδου αναγνωρίζονται από την θέση τους στον αντίστοιχο πίνακα "outputs" του δικτύου "network", και επίσης εμφανίζεται μία έννοια της "αδράνειας" του ατόμου, όπου για να πραγματοποιηθεί κίνηση προς μία κατεύθυνση, το αντίστοιχο σήμα εξόδου πρέπει να ξεπερνά κατά μέτρο το 0.3. Οι τιμές αυτές αποθηκεύονται στην εσωτερική κατάσταση του ατόμου, και στο επόμενο βήμα του κύκλου του προγράμματος θα αποτυπωθούν στην οθόνη.

Επιστρέφοντας στον πίνακα 6.i, βλέπουμε τις εισόδους του δικτύου. Οι πρώτοι δύο νευρώνες δέχονται ως είσοδο την θέση του ατόμου στο πεδίο. Δρουν ως ένα είδος "αντίληψης" της θέσης του στον χώρο. Η τρίτη είσοδος παρέχει στο δίκτυο μία τυχαία τιμή σε κάθε βήμα, και εισάγει μία πηγή τυχαιότητας για τα άτομα που θα επιλέξουν να την αξιοποιήσουν. Η τέταρτη είσοδος είναι ένας ταλαντωτής ο οποίος παρέχει ένα ημιτονικό σήμα στο άτομο, και υπάρχει καθώς τέτοια περιοδικά συστήματα παρατηρούνται και στους ζωντανούς οργανισμούς. Αν και το δίκτυο του κάθε ατόμου μπορεί μέσω της εξέλιξης να κατασκευάσει εσωτερικά ταλαντωτές, παρέχεται και αυτό ως είσοδος για όσα άτομα θελήσουν να το χρησιμοποιήσουν. Η πέμπτη και η έκτη είσοδος λειτουργούν ως "μάτια" για το άτομο, τα οποία βλέπουν την θέση του στόχου. Δεδομένου ότι ο στόχος κινείται μόνο στον τρίτο τρόπο λειτουργίας του προγράμματος, πιθανώς κάποια άτομα που εξελίσσονται χωρίς την ύπαρξη του κινούμενου στόχου να μην χρειάζονται αυτούς τους δύο νευρώνες. Οι δύο επόμενοι νευρώνες λειτουργούν ως "στερεοσκοπική όραση" και "μνήμη" αντίστοιχα. Ο πρώτος από αυτούς παρέχει την τιμή

της ευκλείδειας απόστασης από τον στόχο, υλοποιώντας μία λειτουργία που παρατηρείται σε πολλούς ζωντανούς οργανισμούς που έχουν δύο μάτια που έχουν κοινό πεδίο όρασης. Ο δεύτερος κρατά την τιμή που είχε ο πρώτος στο προηγούμενο βήμα. Τέλος, δίνεται μία είσοδος "ηλικίας" στο κάθε άτομο. Η είσοδος αυτή ξεκινάει από την τιμή -1 στην αρχή της κάθε γενιάς, και σταδιακά καταλήγει στο +1 στο τέλος της γενιάς.

Οι νευρώνες του κρυφού επιπέδου ορίζονται από το παράθυρο ρυθμίσεων του πληθυσμού και η σειρά τους στον αντίστοιχο πίνακα του κώδικα δεν έχει κάποια σημασία καθώς η συνδεσμολογία και τα βάρη των εισόδων και εξόδων των κρυφών νευρώνων μεταβάλλονται μόνο από τον γενετικό αλγόριθμο. Αν και δεν ορίζονται από τον κώδικα πολλαπλά κρυφά επίπεδα, αυτά μπορεί να εμφανιστούν από την τοπολογία του δικτύου που θα προκύψει κατά την διαδικασία της εξέλιξης.

Έχοντας δει την δομή του δικτύου, παρατηρεί κανείς ότι αποτελείται από νευρώνες που ανήκουν σε μία άλλη κλάση στον κώδικα. Η κλάση αυτή είναι πολύ απλή και απλώς κρατάει τις τιμές εισόδου και εξόδου του νευρώνα, δίνοντας επίσης μία μέθοδο για την ενεργοποίηση της εξόδου.

```
double input, output;

void exciteOutput() {
    output = Math.tanh(input);
}

void relaxInput() {
    input = 0;
}
```

Πίνακας 6.iii: Η κλάση Neuron

Όπως φαίνεται από τον πίνακα 6.iii η είσοδος και η έξοδος του κάθε νευρώνα αποτελεί πραγματικό αριθμό, και η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα είναι η υπερβολική εφασπτομένη. Σε αυτή την κλάση δεν κρατούνται πληροφορίες για τα βάρη του κάθε νευρώνα, καθώς αυτές κωδικοποιούνται στα χρωμοσώματα του ατόμου.

Το κάθε άτομο περιέχει ένα πλήθος χρωμοσωμάτων όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 5.4, τα οποία πρακτικά αποτελούν τις συνάψεις του νευρωνικού δικτύου. Η κλάση που περιέχει τα χρωμοσώματα αυτά ονομάζεται γονιδίωμα (genome). Περιέχει μία λίστα από δυαδικές συμβολοσειρές που κωδικοποιούν τα γονίδια του κάθε χρωμοσώματος, τα οποία αρχικοποιούνται τυχαία κατά την εκκίνηση του προγράμματος στην πρώτη γενιά, και έπειτα μεταβάλλονται από τον γενετικό αλγόριθμο.

Έχοντας αναφέρει την δομή του κάθε χρωμοσώματος σε προηγούμενο κεφάλαιο, μπορούμε τώρα να δούμε πως γίνεται η κωδικοποίηση και αποκωδικοποίηση της πληροφορίας της τοπολογίας του δικτύου. Έχουμε αναφέρει πως για κάθε σύναψη (όρος που είναι ταυτόσημος με το χρωμόσωμα) υπάρχει ένα τμήμα για το αναγνωριστικό του

νευρώνα εισόδου της σύναψης, και ένα για το αναγνωριστικό του νευρώνα εξόδου της. Αυτό σημαίνει πως η κάθε σύναψη κρατάει όλη την πληροφορία για την τοπολογία του νευρωνικού δικτύου, αφού μεταφέρει το σήμα εξόδου ενός νευρώνα στην είσοδο ενός άλλου.

```
int getSynapseSourceID(int synapseIndex) {
    int sourceID = 0;
    BitSet idPart = genes.get(synapseIndex).get(1, 8);
    for (int i = 0; i <= 6; i++) {
        if (idPart.get(i)) sourceID |= (1 << (6 - i));
    }
    return sourceID;
}
```

Πίνακας 6.iv: Εξαγωγή αναγνωριστικού νευρώνα από την σύναψη

Όπως φαίνεται από τον πίνακα 6.iv, η παραπάνω μέθοδος μετατρέπει το ζητούμενο τμήμα της δυαδικής συμβολοσειράς σε έναν ακέραιο ο οποίος δείχνει ποιός νευρώνας αποτελεί την είσοδο της σύναψης. Αναφέρεται ξανά εδώ ότι το bit 0 αποτελεί δείκτη για το αν ο νευρώνας αυτός ανήκει στο επίπεδο εισόδου ή στο κρυφό επίπεδο, οπότε τα επόμενα 7 bits που αποτελούν τον δυαδικό αριθμό που δείχνει στον επιθυμητό νευρώνα. Αξίζει να σημειωθεί ότι η μέθοδος στην γραμμή 3 “.get(1, 8)” έχει ανοιχτό διάστημα στο τέλος της, οπότε επιστρέφει τα bits στις θέσεις 1 έως και 7. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται για την εύρεση του νευρώνα στον οποίο καταλήγει η σύναψη.

Όπως και στην εξαγωγή του αναγνωριστικού αριθμού του νευρώνα που εμφανίζεται παραπάνω, έτσι και για τα bits 16 έως και 31 εξαγεται ο ακέραιος ο οποίος κρατάει την τιμή του βάρους. Το bit 16 κρατάει το πρόσημο του αριθμού και η κωδικοποίηση γίνεται με βάση το συμπλήρωμα ως προς 2 για να δοθεί το πρόσημο. Έπειτα, γνωρίζοντας ότι ο μέγιστος αριθμός κατά απόλυτη τιμή είναι το 32768, η αντίστοιχη μέθοδος εξαγωγής του βάρους διαιρεί τον ακέραιο με το 32768 και επιστρέφει μία πραγματική τιμή στο διάστημα [- 1, 1].

```
for (int synapseIndex = 0; synapseIndex < genome.genes.size();
    synapseIndex++) {
    if (genome.isSynapseSourceHidden(synapseIndex))
        synapseInputNeuron =
network.hidden.get(genome.getSynapseSourceID(synapseIndex) %
network.hidden.size());
    else synapseInputNeuron =
network.inputs.get(genome.getSynapseSourceID(synapseIndex) %
network.inputs.size());
    if (genome.isSynapseSinkHidden(synapseIndex))
        synapseOutputNeuron =
network.hidden.get(genome.getSynapseSinkID(synapseIndex) %
```

```

network.hidden.size());
    else synapseOutputNeuron =
network.outputs.get(genome.getSynapseSinkID(synapseIndex) %
network.outputs.size());

    synapseOutputNeuron.input += synapseInputNeuron.output *
genome.getSynapseWeight(synapseIndex);
}

```

Πίνακας 6.v: Επιλογή του νευρώνα του δικτύου από τον αναγνωριστικό αριθμό του

Έχει σημασία να παρουσιαστεί η διαδικασία με την οποία γίνεται η επιλογή του νευρώνα αναλόγως τον αναγνωριστικό αριθμό που προκύπτει από το χρωμόσωμα. Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, με την χρήση 7 bits για τον προσδιορισμό του αναγνωριστικού αριθμού, η συγκεκριμένη κωδικοποίηση μπορεί να προσδιορίσει έως και 128 νευρώνες σε κάθε επίπεδο. Όπως φαίνεται στον κώδικα του πίνακα 6.v, στην περίπτωση που οι νευρώνες κάποιου επιπέδου είναι λιγότεροι (κάτι το οποίο είναι βέβαιο για τις εισόδους και εξόδους, όπου ο αριθμός δεν μπορεί να επηρεαστεί από τον χρήστη), τότε ο αντίστοιχος δείκτης της θέσης του πίνακα που περιέχει τους νευρώνες προκύπτει από το υπόλοιπο της διαίρεσης του αναγνωριστικού αριθμού με το μέγεθος του πίνακα. Με τον τρόπο αυτό δεν χρειάζεται να τεθεί κάποιος περιορισμός στις δυαδικές τιμές που μπορεί να πάρει το χρωμόσωμα, κάτι το οποίο θα αύξανε την πολυπλοκότητα στους τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης.

Συνεχίζοντας, κατά την ολοκλήρωση της εκτέλεσης της κάθε γενιάς, έχουμε τα βήματα υπολογισμού της καταλληλότητας, και την υλοποίηση των τελεστών διασταύρωσης και μετάλλαξης, οι οποίοι ανήκουν επίσης στην κλαση του ατόμου. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η συνάρτηση καταλληλότητας διαφέρει στην περίπτωση που ο στόχος είναι κινούμενος ή ακίνητος.

```

double targetFollowingFactor = distanceTravelledNearTarget /
distanceTravelled; // ∈[0, 1]

double centerOfTargetBoost = (safeAreaWidth / 2.0) /
Utils.distance(location, targetLocation);

return fitness + (int) (targetFollowingFactor * 10) + (int)
centerOfTargetBoost;

```

Πίνακας 6.vi: Υπολογισμός καταλληλότητας για κινούμενο στόχο

Όπως φαίνεται στον πίνακα 6.vi, για τον υπολογισμό της καταλληλότητας χρειαζόμαστε δύο μεταβλητές που αποτελούν μέρος της εσωτερικής κατάστασης του ατόμου, οι οποίες καταγράφουν το μέτρο της απόστασης (ευκλείδεια απόσταση) που κινήθηκε το άτομο, και την απόσταση που έχει διανύσει όσο ήταν εντός του κίτρινου κύκλου του στόχου. Η διαίρεση μεταξύ αυτών των δύο δίνει έναν αριθμό στο διάστημα

[0, 1] ο οποίος χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει την δυνατότητα του ατόμου να ακολουθήσει τον στόχο. Η καταλληλότητα αυξάνεται επίσης για τα άτομα τα οποία αφιέρωσαν μεγάλο μέρος της κίνησής πολύ κοντά στο κέντρο του στόχου, ώστε να προωθηθούν λύσεις με μεγαλύτερη ακρίβεια. Η τελική καταλληλότητα προκύπτει από το πόσο πιστά ακολούθησε το άτομο τον στόχο. Αξίζει να σημειωθεί εδώ πως ο υπολογισμός της καταλληλότητας που χρησιμοποιήθηκε μπορεί να προωθήσει άτομα που γεννήθηκαν πιο κοντά στον στόχο, και τα οποία κινούνται λιγότερο, αλλά ταυτόχρονα η απαλοιφή του όρου της συνολικής απόστασης που έχει διανύσει το άτομο θα είχε ως αποτέλεσμα την πιθανότητα ανάπτυξης στρατηγικών όπου το άτομο θα περιπλανούταν μακριά από τον στόχο στην αρχή της γενιάς και θα πήγαινε προς αυτόν στο τέλος, φαινόμενο το οποίο δεν δίνει επιθυμητό αποτέλεσμα στην βέλτιστη κίνηση του ατόμου.

```
double distanceFromTargetWhenSpawned = Utils.distance(originalLocation,
targetLocation);

double meaningfulMovementDifference = distanceFromTargetWhenSpawned -
distanceTravelled;

//Unlikely, but avoid fitness skyrocketing
if (meaningfulMovementDifference >= -0.1 &&
    meaningfulMovementDifference <= 0.1)
    meaningfulMovementDifference = 0.1;

//If individual travelled less than 150 units more than required, give
fitness boost
double fitnessByDistanceFactor = Math.abs(150 /
(meaningfulMovementDifference));

return fitness + (int) fitnessByDistanceFactor;
```

Πίνακας 6.vii: Υπολογισμός καταλληλότητας για ακίνητο στόχο

Για τον ακίνητο στόχο, ο υπολογισμός της συνάρτησης καταλληλότητας αλλάζει όπως φαίνεται στον πίνακα 6.vii. Σε αυτήν την περίπτωση, γνωρίζοντας πως ο στόχος δεν κινείται, μπορούμε να υπολογίσουμε την αρχική απόσταση του ατόμου από τον στόχο στην αρχή της γενιάς. Έπειτα, μπορούμε να μετρήσουμε την απόσταση που κάλυψε το άτομο η οποία είχε όντως νόημα στην προσέγγιση του στόχου όπως φαίνεται στον πίνακα. Υπάρχει ένας έλεγχος ασφαλείας για να αποφευχθεί η διαίρεση με πολύ μικρούς αριθμούς, κάτι το οποίο θα έκανε το άτομο να αποκτήσει πολύ μεγάλη καταλληλότητα, και κατ' επέκταση να υπερισχύσει πολύ γρήγορα στον τελεστή επιλογής. Έπειτα, για την επιβράβευση των ατόμων που κινήθηκαν κυρίως προς τον στόχο χωρίς να κάνουν άσκοπες κινήσεις στον χώρο, η καταλληλότητα αυξάνεται σταδιακά αν το άτομο κινήθηκε λιγότερο από 150 μονάδες "άσκοπα". Αυτό γίνεται για την αποφυγή στρατηγικών κατά τις οποίες τα άτομα κινούνται μακριά από τον στόχο στην αρχή της γενιάς και προς το τέλος αρχίζουν να "τρέχουν" προς αυτόν, στρατηγική η οποία παρατηρήθηκε πριν εισαχθεί αυτός ο όρος, διανύοντας μία πορεία που οπτικά μοιάζει με τόξο.



Στον παραπάνω υπολογισμό της καταλληλότητας, το πρόβλημα που μπορεί να προκύψει προέρχεται από τον τελεστή επιλογής. Χρησιμοποιώντας την επιλογή με τον κανόνα της ρουλέτας, είναι πιθανό κάποιο άτομο που αποτελεί τοπικό βέλτιστο της λύσεις να αποκτήσει πολύ μεγάλη καταλληλότητα σε σχέση με τον υπόλοιπο πληθυσμό, παγιδευόντας έτσι τον γενετικό αλγόριθμο σε τοπικό βέλτιστο λόγω πρόωρης σύγκλισης.

Έπειτα από τον προσδιορισμό της καταλληλότητας, ενεργεί ο τελεστής επιλογής, ο οποίος όμως δεν αποτελεί μέθοδο της κλάσης του ατόμου, και θα περιγραφεί αργότερα. Αφού επιλεγθούν τα άτομα που θα αποτελέσουν τους γονείς της επόμενης γενιάς, και ξεκινά η διασταύρωση.

```
for (int geneIndex = 0; geneIndex < genome.genes.size(); geneIndex++) {
    int crossoverPoint = random.nextInt(16, 32); //Set to [16, 32] to only
    affect weight

    for (int bit = 0; bit < 32; bit++) {
        if (bit < crossoverPoint) {
            firstChild.genome.genes.get(geneIndex).set(
                bit, genome.genes.get(geneIndex).get(bit)
            );
            secondChild.genome.genes.get(geneIndex).set(
                bit, secondParent.genome.genes.get(geneIndex).get(bit)
            );
        } else {
            firstChild.genome.genes.get(geneIndex).set(
                bit, secondParent.genome.genes.get(geneIndex).get(bit)
            );
            secondChild.genome.genes.get(geneIndex).set(
                bit, genome.genes.get(geneIndex).get(bit)
            );
        }
    }
}
```

Πίνακας 6.viii: Διασταύρωση ενός σημείου

Από τον πίνακα 6.viii φαίνεται η διαδικασία της διασταύρωσης ενός σημείου. Αφού κατασκευαστούν δύο νέα άτομα, τα οποία θα προστεθούν στην επόμενη γενιά του πληθυσμού, επιλέγεται ένα σημείο τομής. Το σημείο τομής μπορεί να ξεκινάει από τον δείκτη του χρωμοσώματος 16, όπου και ξεκινά η δυαδική συμβολοσειρά του βάρους της σύναψης πραγματοποιώντας εξέλιξη βαρών, ή από την αρχή του χρωμοσώματος πραγματοποιώντας εξέλιξη αρχιτεκτονικής και βαρών στο νευρωνικό δίκτυο. Στην περίπτωση που επιλεγεί το δεύτερο, ισχύει η αναφορά που έγινε στο κεφάλαιο 5.2.1, όπου περιγράφεται ο κίνδυνος να χαθούν δομές που επηρεάζουν την δυνατότητα εξαγωγής χαρακτηριστικών από το νευρωνικό δίκτυο.

Έπειτα από την επιλογή του σημείου τομής, η διαδικασία της διασταύρωσης ενός σημείου ξεκινά αντιγράφοντας τα γονίδια από τους γονείς στους απογόνους. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για τους επιλεγμένους γονείς μέχρι να φτάσουμε τον στόχο του πληθυσμού της επόμενης γενιάς, όπως αυτός ορίστηκε από τον χρήστη στο παράθυρο ρυθμίσεων του πληθυσμού.

```
for (BitSet gene : genome.genes) {
    for (int bit = 0; bit < 32; bit++) {
        if (random.nextDouble() < mutation) {
            gene.set(bit, !gene.get(bit));
            break;
        }
    }
}
```

Πίνακας 6.ix: Τελεστής μετάλλαξης

Η τελευταία μέθοδος ενδιαφέροντος στην κλάση του ατόμου είναι ο τελεστής μετάλλαξης. Πρόκειται για τον τελεστή μετάλλαξης εναλλαγής bit, ο οποίος εφαρμόζεται σε όλα τα γονίδια του κάθε χρωμοσώματος, με πιθανότητες που έχουν οριστεί από τον χρήστη στο παράθυρο ρυθμίσεων του πληθυσμού. Όπως φαίνεται στον κώδικα του πίνακα 6.ix, στην περίπτωση που υπάρξει μετάλλαξη κάποιου γονιδίου, η μέθοδος περνάει στο επόμενο χρωμόσωμα. Υπάρχει άλλη μία μέθοδος μετάλλαξης στα άτομα του πληθυσμού, η οποία ενεργοποιείται υπό συγκεκριμένες συνθήκες, και δεν σταματά μετά την μετάλλαξη ενός γονιδίου. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται στην περίπτωση που ο πληθυσμός έχει μείνει σε χαμηλό ποσοστό επιτυχίας για αρκετές γενιές, έτσι ώστε να εμπλουτιστεί η γενετική ποικιλότητα του πληθυσμού.

## 5.6 Ο έλεγχος της διαδικασίας

Η επόμενη κλάση που έχει ενδιαφέρον, είναι η κλάση με όνομα DisplayBoard. Η κλάση αυτή, όπως αναφέρει και το όνομά της, είναι υπεύθυνη για τον έλεγχο των εργασιών που εκτελούνται στην περιοχή του κυρίως παραθύρου καθώς τρέχει η διαδικασία. Περιέχει εντολές για την απεικόνιση των γραφικών στον χρήστη, και ελέγχει την ροή του γενετικού αλγορίθμου.

Το πρώτο στάδιο κατά την εκκίνηση της κλάσης, αφού ο χρήστης πατήσει το πλήκτρο της εκκίνησης, είναι η αρχικοποίηση των στόχων. Αναλόγως με τον τρόπο λειτουργίας, αρχικοποιούνται οι στόχοι και οι χαρακτηριστικές τιμές τους (τοποθεσία και μέγεθος) αποθηκεύονται έτσι ώστε να ζωγραφιστούν στην οθόνη, και να γίνει ενημέρωση του πληθυσμού για την τοποθεσία. Έπειτα, αρχικοποιείται ο πληθυσμός, και εκκινείται ένα νέο νήμα εκτέλεσης στο οποίο τρέχουν οι γενιές του αλγορίθμου. Ο λόγος χρήσης διαφορετικού νήματος εκτέλεσης είναι επειδή στην JavaFX το νήμα στο οποίο εκκινείται το πρόγραμμα (main thread) είναι επίσης υπεύθυνο για την απεικόνιση της γραφικής

διεπαφής του χρήστη (είναι δηλαδή ταυτόχρονα το UI thread), οπότε η εκτέλεση του γενετικού αλγορίθμου σε αυτό το νήμα θα δημιουργούσε καθυστερήσεις στην απόκριση του προγράμματος.

Η εκτέλεση του αλγόριθμου αποτελείται από δύο loops, μία η οποία τρέχει μέχρι να πατηθεί το πλήκτρο παύσης ή να κλείσει το πρόγραμμα και σε κάθε επανάληψή της τρέχει μία νέα γενιά του αλγορίθμου, και μία εμφωλευμένη στην πρώτη η οποία τρέχει τα βήματα της κάθε γενιάς.

Η εξωτερική loop ξεκινάει με τον έλεγχο του τρόπου λειτουργίας. Αν ο τρόπος λειτουργίας είναι ο κινούμενος στόχος, ενημερώνει κάθε μέρος του πληθυσμού για την νέα τοποθεσία του στόχου. Έπειτα ξεκινάει την εμφωλευμένη loop, και μετά την λήξη της ελέγχει την καταλληλότητα του πληθυσμού. Στην περίπτωση που ο πληθυσμός δεν είχε τουλάχιστον δύο γονείς οι οποίοι να τερμάτισαν τον κύκλο τους εντός του στόχου, τότε θεωρεί πως δεν υπάρχουν ικανοί γονείς για την παραγωγή νέας γενιάς, ξεκινάει την δεύτερη μετάλλαξη που είδαμε παραπάνω με πολύ μεγάλο ποσοστό μετάλλαξης, και επαναλαμβάνει την γενιά με τα άτομα που προέκυψαν από την μετάλλαξη.

Στην περίπτωση που υπάρχουν αρκετοί ικανοί γονείς, ξεκινάει να εκτελεί τον τελεστή επιλογής χρησιμοποιώντας τον κανόνα της ρουλέτας. Ο τρόπος που υλοποιείται ο κανόνας της ρουλέτας είναι με την χρήση μιας λίστας, στην οποία τοποθετούνται τόσα αντίγραφα του κάθε γονέα όση είναι η ακέραια τιμή της καταλληλότητάς του. Αφού ολοκληρωθεί αυτή η λίστα, επιλέγονται τυχαία ζεύγη από τον πληθυσμό και καλείται ο τελεστής διασταύρωσης των ατόμων για να παραχθούν δύο απόγονοι. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να φτάσουμε το επιθυμητό μέγεθος του νέου πληθυσμού.

```
for (int i = 0; i < population; i += 2) {
    Individual firstParent;
    Individual secondParent;

    firstParent =
biasedFitnessList.get(random.nextInt(biasedFitnessList.size()));

    secondParent =
biasedFitnessList.get(random.nextInt(biasedFitnessList.size()));

    offspring.addAll(firstParent.produceOffspring(secondParent));
    //If odd number, pick one from existing population
    if (i == population - 1)
        offspring.add(individuals.get(random.nextInt(individuals.size())));
}
```

Πίνακας 6.x: Κανόνας της ρουλέτας

Όπως φαίνεται στον κώδικα του πίνακα 6.x, στην περίπτωση που προκύψει αριθμός πληθυσμού μικρότερος κατά ένα από τον επιθυμητό, επιλέγεται ένα άτομο από τον παλιό πληθυσμό τυχαία και προστίθεται στην λίστα.

Το επόμενο βήμα του εξωτερικού loop είναι να ελέγξει αν έχουμε περισσότερες από είκοσι διαδοχικές γενιές κατά τις οποίες το ποσοστό επιτυχίας της κάθε γενιάς ήταν μικρότερο από 10%. Στην περίπτωση αυτή, ενεργοποιείται και πάλι η δεύτερη μέθοδος μετάλλαξης, η οποία εφαρμόζει πάνω στον πληθυσμό μία πολύ μεγάλη πιθανότητα μετάλλαξης (10%) με σκοπό την αύξηση της γενετικής ποικιλότητας του πληθυσμού.

```
if (generationAlive.get() < population * 0.1) {
    if (consecutiveGenerationsBelow10Percent.incrementAndGet() > 20) {
        consecutiveGenerationsBelow10Percent.set(0);
        for (Individual individual : offspring) {
            individual.unboundMutation(0.1);
        }
    }
}
```

Πίνακας 6.xi: Ανεξέλεγκτη μετάλλαξη αν ο πληθυσμός έχει συνεχώς μικρό ποσοστό επιτυχίας

Σαν τελευταίο βήμα της εξωτερικής loop είναι η αλλαγή της θέσης του στόχου αν ο τρόπος λειτουργίας είναι ο κινούμενος στόχος, έτσι ώστε στην επόμενη επανάληψη να ενημερωθούν τα άτομα του πληθυσμού για την νέα θέση του στόχου, και έπειτα η ενημέρωση της γραφικής διεπαφής του χρήστη με τα στατιστικά για την γενιά που μόλις ολοκληρώθηκε.

Η εμφωλευμένη loop τρέχει για τόσες επαναλήψεις όσες έχουν οριστεί ως βήματα της κάθε γενιάς. Αυτή η ρύθμιση δεν είναι προσβάσιμη από τον χρήστη. Ως πρώτο βήμα είναι να ελέγξει αν ο τρόπος λειτουργίας που έχει επιλεγεί είναι ο κινούμενος στόχος, και αν αυτό ισχύει τότε να ενημερώσει τον πληθυσμό για την νέα θέση του στόχου. Έπειτα ζητάει από το λειτουργικό σύστημα να κατασκευαστεί ένα πλήθος νημάτων ίσο με τον αριθμό των διαθέσιμων πυρήνων του επεξεργαστεί, και μοιράζει τον πληθυσμό σε αυτά τα νήματα.

```
for (int threadCount = 0; threadCount < THREADS; threadCount++) {
    populationThreads.add(new PopulationThread());
}

for (int individualCount = 0; individualCount < individuals.size();
    individualCount++) {
    populationThreads.get(individualCount %
        THREADS).addIndividual(individuals.get(individualCount));
}
```

```

for (PopulationThread thread : populationThreads) {
    thread.start();
}

for (PopulationThread thread : populationThreads) {
    try {
        thread.join();
    } catch (InterruptedException e) {
        e.printStackTrace();
    }
}

```

Πίνακας 6.xii: Μοιρασμός πληθυσμού σε νήματα και αναμονή ολοκλήρωσης

Έπειτα από τον διαμοιρασμό του πληθυσμού στα νήματα, αυτά εκκινούνται, και όπως θα δούμε παρακάτω εκτελούν τις διαδικασίες που πρέπει να εκτελέσει το νευρωνικό δίκτυο κάθε ατόμου. Το κυρίως νήμα περιμένει μέχρι να ολοκληρώσουν όλα τα νήματα τις ενέργειές τους, και έπειτα συνεχίζει. Δεδομένου ότι όλα τα άτομα του πληθυσμού μοιάζουν δομικά μεταξύ τους, δηλαδή περιέχουν τον ίδιο αριθμό νευρώνων και συνάψεων, τα νήματα αυτά αναμένεται να ολοκληρωθούν περίπου σε ίσο χρόνο, οπότε από τον συγκεκριμένο παραλληλισμό αναμένεται αρκετά μεγάλη αύξηση ταχύτητας σε σχέση με ένα ακολουθιακό πρόγραμμα.

Έπειτα από την ολοκλήρωση των νημάτων, η εμφωλευμένη loop αποτυπώνει τις νέες θέσεις των ατόμων του πληθυσμού στην οθόνη, και αν βρίσκεται στον τρόπο λειτουργίας του κινούμενου στόχου, υπολογίζει την επόμενη θέση στην τροχιά του στόχου και την αποτυπώνει και αυτήν στην οθόνη. Μετά από έναν τελευταίο έλεγχο για το αν έχει ζητηθεί άμεση διακοπή της διαδικασίας (στην περίπτωση που ο χρήστης κλείσει το πρόγραμμα), στην οποία περίπτωση τερματίζεται άμεσα η εμφωλευμένη loop ώστε να έχουμε ομαλό τερματισμό του προγράμματος, η εμφωλευμένη loop ξεκινάει πάλι μέχρι την ολοκλήρωση των βημάτων της γενιάς.

## 5.7 Παραλληλισμός του πληθυσμού

Όπως φάνηκε στην παράγραφο 6.6, η εμφωλευμένη loop μοιράζει τα άτομα του πληθυσμού σε τόσα νήματα όσα διαθέτει ο επεξεργαστής, και εκεί εκτελούνται οι απαιτούμενες διαδικασίες του νευρωνικού δικτύου του κάθε ατόμου.

```

for (Individual individual : threadIndividuals) {
    individual.activateSynapses();
    individual.exciteNeurons();
    individual.applyActions();
}

```

Πίνακας 6.xiii: Η λειτουργίες του νήματος

Το νήμα παίρνει όλα τα άτομα του πληθυσμού που του έχουν ανατεθεί, και καλεί κάποιες μεθόδους πάνω σε αυτά. Οι μέθοδοι αυτές ενεργοποιούν τις συνάψεις του νευρωνικού δικτύου, μεταφέροντας τα δεδομένα από την έξοδο του νευρώνα εισόδου της σύναψης στην είσοδο του νευρώνα εξόδου της, έπειτα ενεργοποιούν τους νευρώνες οι οποίοι μεταφέρουν την είσοδό τους στην έξοδο περνώντας από την συνάρτηση της υπερβολικής εφαστομένης όπως είδαμε προηγουμένως, και τέλος υπολογίζεται η επόμενη κατάσταση του ατόμου ανάλογα με τις τιμές που εμφανίστηκαν στους νευρώνες εξόδου του. Σε αυτό το σημείο, οι εισοδοί των νευρώνων επιστρέφουν σε κατάσταση ηρεμίας.

## 6. Αποτελέσματα συμπεράσματα και βελτιώσεις

### 6.1 Αποτελέσματα στον ακραίο και τον ακίνητο στόχο

Στον τρόπο λειτουργίας του **ακραίου στόχου**, όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο, ο σκοπός του πληθυσμού είναι να φτάσει σε έναν από τους δύο στόχους οι οποίοι βρίσκονται στο άκρο του εικονικού περιβάλλοντος. Το χαρακτηριστικό αυτού του τρόπου λειτουργίας είναι πως για την επίτευξη των επιθυμητών αποτελεσμάτων, αρκεί να παραχθεί από τον γενετικό αλγόριθμο ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο το οποίο θα στρέφει το άτομο του πληθυσμού να κινηθεί με την μέγιστη δυνατή ταχύτητα στον οριζόντιο άξονα (είτε προς τα δεξιά, είτε προς τα αριστερά). Λόγω της δομής του εικονικού χώρου, ο οποίος είναι πεπερασμένος, και τα άκρα του αποτελούν τοίχους για τα άτομα του πληθυσμού, που αυτόματα εμποδίζουν την κίνησή τους, αυτά δεν χρειάζεται να αναπτύξουν χαρακτηριστικά τα οποία να εμφανίζουν πέδηση ή κίνηση προς κάποιο συγκεκριμένο σημείο στις δύο διαστάσεις.

Όπως είναι αναμενόμενο, ο βέλτιστος πληθυσμός για την επίτευξη του συγκεκριμένου προβλήματος αποτελείται από μικρό αριθμό συνάψεων και νευρώνων, της τάξης των τεσσάρων συνάψεων και ενός νευρώνα στο κρυφό επίπεδο, μιας και η κίνηση που πρέπει να γίνει είναι πολύ απλή, και δεν χρειάζεται να σταματήσει αφού ο πληθυσμός αυτόματα δεν μπορεί να περάσει μέσα από τον τοίχο. Ο συγκεκριμένος τρόπος λειτουργίας δημιουργήθηκε κυρίως για την αποσφαλμάτωση της πειραματικής υλοποίησης κατά τα αρχικά στάδια της εργασίας, και δεν προσφέρει κάτι περισσότερο στο τελικό πρόβλημα που είναι η αναζήτηση του κινούμενου στόχου, οπότε αναφέρεται απλώς για την καταγραφή των χαρακτηριστικών των νευρωνικών δικτύων που απαιτούνται για την παραγωγή μιας αποδεκτής λύσης σε ένα απλό πρόβλημα.

Ο γενετικός αλγόριθμος στον συγκεκριμένο τρόπο λειτουργίας φαίνεται να συγκλίνει αρκετά γρήγορα σε πολύ καλά αποτελέσματα, καθώς ο πληθυσμός μετά από λίγες γενιές (λιγότερες από 20) φαίνεται να έχει ποσοστό επιτυχίας μεγαλύτερο του 90%. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην περίπτωση που επιλεγεί μεγαλύτερη πολυπλοκότητα από τον χρήστη για την εσωτερική δομή του νευρωνικού δικτύου (συγκεκριμένα περισσότερες από δέκα συνάψεις και περισσότεροι από πέντε νευρώνες στο κρυφό επίπεδο), ο αλγόριθμος εμφανίζει μία καθυστέρηση στην σύγκλιση, κάτι το οποίο είναι λογικό αφού μεγαλώνει το πεδίο αναζήτησης πιθανών συνδυασμών βαρών και τοπολογιών για τα νευρωνικά δίκτυα του πληθυσμού που πρέπει να καλύψει ο γενετικός αλγόριθμος.

Στον τρόπο λειτουργίας του **ακίνητου στόχου**, τα χαρακτηριστικά τα οποία απαιτείται να εμφανίσουν τα άτομα του πληθυσμού αυξάνονται, καθώς αλλάζουν δραματικά οι περιορισμοί σε σχέση με τον τρόπο λειτουργίας του ακραίου στόχου. Το κυριότερο από αυτά είναι ότι πλέον ο στόχος δεν βρίσκεται στα άκρα του εικονικού χώρου. Αυτό αυτομάτως σημαίνει πως λύσεις από τον προηγούμενο τρόπο λειτουργίας, όπου απλώς εμφάνιζαν συνεχή κίνηση προς μία κατεύθυνση δεν μπορούν να δώσουν πλέον καλά αποτελέσματα. Αυτό είναι λογικό, καθώς πρέπει πλέον τα άτομα του

πληθυσμού να εμφανίζουν κάποιο είδος πέδησης, ώστε να σταματούν όταν φτάσουν στον στόχο και να μην τον προσπεράσουν. Ταυτόχρονα, για λύσεις οι οποίες κινούνται πολύ αργά προς τον στόχο, ώστε να τον φτάσουν στο τέλος της γενιάς, υπάρχει μία παράμετρος στον υπολογισμό της καταλληλότητας, ώστε να μην προτιμούνται.

Το δεύτερο χαρακτηριστικό που εμφανίζει μεγάλη αλλαγή σε σχέση με τον πρώτο τρόπο λειτουργίας, είναι πως τα άτομα πλέον, πέρα από την πέδηση, καλούνται να κινηθούν και στις δύο διαστάσεις του εικονικού χώρου. Κάτι τέτοιο αυτομάτως αυξάνει την απαίτηση στην πολυπλοκότητα του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, καθώς το κάθε άτομο έχει να χειριστεί περισσότερους βαθμούς ελευθερίας στην κίνησή του, αλλά να εφαρμόσει κατάλληλα και την σωστή πέδηση σε αυτήν στον σε κάθε μία από τις δύο διαστάσεις ξεχωριστά.

Ένα από τα χαρακτηριστικά που παραμένει ίδιο με τον προηγούμενο τρόπο λειτουργίας, είναι πως τα άτομα του πληθυσμού δεν έχουν την ανάγκη να γνωρίζουν που βρίσκεται ο στόχος, καθώς η θέση μπορεί να 'κωδικοποιηθεί' εμμέσως. Συγκεκριμένα, τα άτομα γνωρίζοντας μόνο την δική τους θέση στον χώρο, μπορεί να εξελιχθούν με τέτοιο τρόπο ώστε να χρειάζεται απλώς να φέρουν τον εαυτό τους σε συγκεκριμένες συντεταγμένες, αγνοώντας τους νευρώνες εισόδου που 'βλέπουν' την θέση του στόχου μέσα στον χώρο. Έπειτα, μέσω του γενετικού αλγορίθμου, θα επιλεγούν αυτά τα οποία βρίσκονται στην σωστή θέση, ακόμα και αν αγνοούν πλήρως την θέση του στόχου. Αυτό συμβαίνει επειδή ο στόχος δεν κινείται στον χώρο κατά την εξέλιξη των γενεών.

Ο αριθμός των συνάψεων και των εσωτερικών νευρώνων που απαιτούνται για την επίτευξη αποδεκτών λύσεων είναι αναμενόμενα αυξημένος, κάτι το οποίο δικαιολογείται από τις πιο σύνθετες κινήσεις που καλούνται τα άτομα να εκτελέσουν μέσα στον χώρο. Παρατηρείται πως για την επίτευξη επιθυμητών αποτελεσμάτων σε σχετικά μικρό αριθμό γενεών, απαιτούνται περίπου πενήντα συνάψεις και δέκα εσωτερικοί νευρώνες. Στον συγκεκριμένο τρόπο λειτουργίας φαίνεται ο πληθυσμός να μην είναι τόσο ευαίσθητος στην περίπτωση που επιλεγεί ελαφρώς μεγαλύτερος αριθμός για αυτές τις τιμές.

Ο γενετικός αλγόριθμος φαίνεται να συγκλίνει σε ένα ποσοστό επιτυχίας που εμφανίζει ορατά μοτίβα στην κίνηση του πληθυσμού σε περίπου 50-100 γενιές. Είναι αναμενόμενο να απαιτούνται περισσότερες γενιές από τον τρόπο λειτουργίας ακραίου στόχου, καθώς ο μεγαλύτερος αριθμός συνάψεων και νευρώνων στο κρυφό επίπεδο των νευρωνικών δικτύων αυξάνει πολύ το πεδίο αναζήτησης για βέλτιστους συνδυασμούς βαρών και τοπολογιών για τα νευρωνικά δίκτυα. Ο συγκεκριμένος τρόπος λειτουργίας δημιουργήθηκε ως ενδιάμεσο στάδιο στην πορεία της υλοποίησης της λειτουργίας αναζήτησης κινούμενου στόχου, αλλά από τον τρόπο που εξελίσσονται τα άτομα του πληθυσμού μπορούν να παρατηρηθούν πολλά χαρακτηριστικά τα οποία απαιτούνται για την κίνηση τους μέσα στον χώρο τα οποία θα είναι απαραίτητα και στην αναζήτηση του κινούμενου στόχου, όπως η πέδηση της κίνησής τους ξεχωριστά για κάθε μία από τις δύο διαστάσεις, και η κίνησή τους προς ένα συγκεκριμένο σημείο του χώρου το οποίο όμως δεν ανήκει στα άκρα, όπως αναφέρθηκε παραπάνω.



## 6.2 Αποτελέσματα και συμπεράσματα του κινούμενου στόχου

Αυτός ο τρόπος λειτουργίας αποτελεί τον τελικό στόχο της εργασίας. Πολλά από τα χαρακτηριστικά της κίνησης των ατόμων του πληθυσμού παραμένουν ίδια με τον τρόπο λειτουργίας του ακίνητου στόχου, όπως η ανάγκη κίνησης σε δύο διαστάσεις, και η ανάγκη εξέλιξης ενός μηχανισμού πέδησης. Σε αυτόν τον τρόπο λειτουργίας, ιδανικά, ως τελικό αποτέλεσμα θα πρέπει να προκύψει ένας πληθυσμός του οποίου τα άτομα κατ'ελάχιστο θα πρέπει να φτάνουν στον στόχο και έπειτα να ακολουθούν την πορεία κίνησής του, ή βέλτιστα να μπορούν εξ' αρχής να προβλέψουν από την κατεύθυνση και την ταχύτητα του στόχου ποιά θα είναι η τελική του θέση και να κινούνται προς αυτή.

Όπως είναι λογικό, μία βασική διαφορά από τον τρόπο λειτουργίας σταθερού στόχου, είναι ότι ο στόχος κινείται, οπότε είναι αναγκαίο το νευρωνικό δίκτυο του κάθε ατόμου να λαμβάνει υπ' όψιν την τρέχουσα θέση του στόχου από τους αντίστοιχους νευρώνες εισόδου, καθώς δεν υπάρχει πλέον μία σταθερή θέση για όλες τις γενιές όπου τα άτομα που βρίσκονται μέσα της θεωρούνται αποδεκτές λύσεις.

Αναμενόμενη είναι επίσης η ανάγκη χρήσης μεγαλύτερου αριθμού συνάψεων αλλά και νευρώνων στο κρυφό στρώμα των νευρωνικών δικτύων. Πειραματικά παρατηρείται πως απαιτούνται περισσότερες από 60 συνάψεις και 15 νευρώνες στο κρυφό επίπεδο ώστε τα άτομα του πληθυσμού να δείξουν κάποια κίνηση προς την κατεύθυνση του στόχου. Ταυτόχρονα, ο αλγόριθμος αρχίζει να παρουσιάζει σύγκλιση σε μεγαλύτερο αριθμό γενεών σε σχέση με τους προηγούμενους τρόπους λειτουργίας, και συνήθως απαιτεί περισσότερες από 1000 γενιές για να αρχίσει να παρουσιάζει λύσεις που να ακολουθούν πιστά τον στόχο οπτικά. Κάτι τέτοιο φυσικά κάνει και πίο χρονοβόρα την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, καθώς για τόσο μεγάλο αριθμό συνάψεων αυξάνει ο απαιτούμενος χρόνος για τους απαραίτητους υπολογισμούς, όπου και φαίνεται η ανάγκη χρήσης επεξεργαστών με περισσότερους διαθέσιμους πυρήνες για την εμφάνιση αποδεκτών λύσεων σε εύλογο χρονικό διάστημα.

Με την εμφάνιση των αποτελεσμάτων της υλοποίησης για τον κινούμενο στόχο, μπορούν να γίνουν και κάποιες συγκρίσεις με τις άλλες μεθοδολογίες που υπάρχουν για την αναζήτηση ενός κινούμενου στόχου στον χώρο. Οι εφαρμογές τέτοιων μεθοδολογιών προκύπτουν από ανάγκες που προκύπτουν σε πραγματικά προβλήματα, παραδείγματα των οποίων αποτελούν η παρακολούθηση ενός ατόμου από ένα οπτικό σύστημα και τοποθέτηση του συστήματος παρακολούθησης στην βέλτιστη θέση ώστε να μην υπάρχει διακοπή της οπτικής επαφής, καθώς και ο υπολογισμός της θέσης ενός ρομποτικού βραχίονα ώστε να είναι σε θέση να παραλάβει ένα αντικείμενο το οποίο κινείται στον χώρο, για παράδειγμα ένα αντικείμενο που θα αφήσει σε κάποιο σημείο ένας άνθρωπος και θα πρέπει να συλληχθεί.

Όπως αναφέρεται στην σχετική βιβλιογραφία, υπάρχουσες λύσεις σε προβλήματα παρακολούθησης στόχου και κίνησης προς αυτόν ακολουθούν μία αλγεβρική επίλυση στο συγκεκριμένο πρόβλημα, παράγοντας exact λύσεις, χωρίς δηλαδή χρήση μεθευρετικών μεθόδων. Κατά την αναγνώριση ενός στόχου, δημιουργούνται κάποια πιθανά μοντέλα (στρατηγικές) κίνησης αυτού μέσα στον χώρο. Αυτά τα μοντέλα κίνησης αποτυπώνουν τις

πιθανές τροχιές κίνησής του μέσα στον χώρο, και έπειτα αναλύονται ώστε να επιλεγθούν αυτά τα οποία έχουν την υψηλότερη πιθανότητα να ανταποκρίνονται στην πιθανή πραγματική κίνηση. Παρατηρούνται μοντέλα τα οποία μπορεί να κάνουν κύκλους γύρω από πιθανά εμπόδια, ή μοντέλα τα οποία αλλάζουν τελείως την πιθανή κατεύθυνση του στόχου και ακολουθούν μία μακρύτερη τροχιά προς έναν πιθανό τελικό προορισμό. Τα μοντέλα αυτά συνήθως απορρίπτονται ως πιθανές λύσεις. Επίσης στην βιβλιογραφία αναφέρονται στρατηγικές σταδιακής κατασκευής της τροχιάς που πρέπει να ακολουθήσει ένα ρομπότ με οπτικούς αισθητήρες, ώστε να φτάσει στον στόχο του αποφεύγοντας τα εμπόδια, μεθοδολογία που είναι επίσης exact λύση, αφού παράγεται από συγκεκριμένες αλγεβρικές συναρτήσεις χωρίς την αναζήτηση βέλτιστων λύσεων σε ένα πεδίο αναζήτησης από μεθευρετικές μεθόδους.

Συγκριτικά με τις μεθοδολογίες που παρουσιάζονται στην βιβλιογραφία, η παρούσα εργασία κάνει κάποιες παραδοχές στην υλοποίησή του προγράμματος και τον ορισμό του προβλήματος. Πιο συγκεκριμένα η κίνηση γίνεται σε πεπερασμένο 2-D χώρο, χωρίς εμπόδια, και τα άτομα του πληθυσμού γνωρίζουν κάθε στιγμή την θέση τους και την θέση του στόχου, συνεπώς δεν λαμβάνονται υπ' όψιν οι διαδικασίες εντοπισμού θέσης και αναγνώρισης στόχου. Για την πιο ρεαλιστική μελέτη του προβλήματος της παρακολούθησης ενός στόχου, μέρος της μελλοντικής έρευνας που αναφέρεται παρακάτω αφορά την προσθήκη εμποδίων στον χώρο.

Από τα αποτελέσματα τα οποία έχουν προκύψει από το πειραματικό μέρος αυτής της εργασίας, εμφανίζεται πως για την επίλυση προβλημάτων όπως αυτών που αναφέρθηκαν παραπάνω, η προσέγγιση που ακολουθήθηκε δεν αποτελεί την βέλτιστη προσέγγιση, καθώς τα άτομα του πληθυσμού που προκύπτουν δεν έχουν υψηλό ποσοστό επιτυχίας για την περίπτωση του κινούμενου στόχου. Αναφέροντας την προσέγγιση που ακολουθήθηκε, εννοείται πέρα από την χρήση του εξελικτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου, και η χρήση των μηχανισμών που επιλέχθηκαν, δηλαδή του γενετικού αλγορίθμου, των συγκεκριμένων τελεστών, καθώς και της μεθοδολογίας κωδικοποίησης της πληροφορίας. Συνεπώς, αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής μελέτης η χρήση διαφορετικών τελεστών αλλά και διαφορετικού εξελικτικού αλγορίθμου για την πιθανότητα βελτίωσης των λύσεων που προκύπτουν από το εξελικτικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για τα συγκεκριμένα προβλήματα.

Τα πλεονεκτήματα που εμφανίζει ένα εξελικτικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων προκύπτουν από το γεγονός ότι για την εξαγωγή συμπερασμάτων για τις κινήσεις του στόχου δεν απαιτείται κάποιος ανθρώπινος παρατηρητής. Με την χρήση παραδειγμάτων κίνησης που να ανταποκρίνονται στο σύνολο των πιθανών κινήσεων του στόχου, κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, αυτό μπορεί να εξάγει τις πιθανότητες κίνησης χωρίς να χρειάζεται εποπτεία από κάποιον εμπειρογνώμονα. Στα μειονεκτήματα φυσικά ανήκει το γεγονός ότι θα πρέπει οι κινήσεις του στόχου να ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα, και να καλύπτουν όλο το πιθανό εύρος αυτών.

Παρά την σχετική αδυναμία που εμφανίζει το σύνολο των μεθοδολογιών της προσέγγισης που ακολουθήθηκε για το συγκεκριμένο πρόβλημα σε σχέση με τις άλλες

προσεγγίσεις που συναντώνται στην βιβλιογραφία, είναι εμφανής ο τρόπος λειτουργίας των εξελικτικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων, καθώς και οι πιθανές εφαρμογές τους σε άλλα προβλήματα, με κύρια υποκατηγορία προβλήματα που εξερευνούν την προσομοίωση απλών ζωντανών οργανισμών, ή κοινωνικών μοντέλων.

### 6.3 Βελτιώσεις της υλοποίησης

Όπως έχει αναφερθεί στο θεωρητικό τμήμα της παρούσας εργασίας, τα εξελικτικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από πολλά επιμέρους τμήματα, και οι επιλογές που έγιναν για την τρέχουσα υλοποίηση αποτελούν ένα υποσύνολο αυτών.

Για να αποκτηθεί μία πιά πλήρης εικόνα για τις δυνατότητες των εξελικτικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων στο πρόβλημα της αναζήτησης του κινούμενου στόχου, υπάρχουν κάποιες παράμετροι που αποδείχτηκε κατά την υλοποίηση πως μπορούν να βελτιωθούν. Η πρώτη από αυτές είναι η **συνάρτηση καταλληλότητας**. Η συνάρτηση καταλληλότητας όπως έχει αναφερθεί είναι κρίσιμης σημασίας, καθώς αποτελεί ένα τμήμα της κωδικοποίησης του προβλήματος, αφού πρόκειται για μία συνάρτηση από την οποία επιλέγονται οι καλύτερες λύσεις της κάθε γενιάς. Πρακτικά σε αυτήν την εργασία υλοποιήθηκαν δύο συναρτήσεις καταλληλότητας, μία για τους τρόπους λειτουργίας του ακραίου και του ακίνητου στόχου, και μία για τον κινούμενο στόχο. Αν και η συνάρτηση του κινούμενου στόχου προσπαθεί να δώσει πλεονέκτημα στα άτομα του πληθυσμού τα οποία ακολουθούν τον στόχο και δεν πραγματοποιούν άσκοπες κινήσεις, μία καλύτερη έκφραση αυτής θα μπορούσε να περιλαμβάνει τον υπολογισμό της καταλληλότητας βάσει της κατεύθυνσης που κινείται το κάθε άτομο, και αν η κατεύθυνση αυτή τείνει να μειώσει ή να αυξήσει την απόσταση από την τελική θέση του στόχου, συνεπώς απαιτείται η χρήση κάποιας μνήμης για τις κινήσεις του κάθε ατόμου, και αξιολόγηση της κάθε κίνησης μετά το τέλος της γενιάς.

Έπειτα από την συνάρτηση καταλληλότητας, επιδέχεται βελτίωσης ο **τελεστής επιλογής**. Όπως έχει αναφερθεί σε προηγούμενο κεφάλαιο, ο τελεστής επιλογής που υλοποιήθηκε είναι ο κανόνας της ρουλέτας, ο οποίος κινδυνεύει να εμφανίσει γρήγορη σύγκλιση σε μία μη βέλτιστη λύση. Το συγκεκριμένο πρόβλημα καταπολεμήθηκε επί μέρους στην τρέχουσα υλοποίηση με την χρήση της μαζικής μετάλλαξης στην περίπτωση που ο πληθυσμός εμφανίζει χαμηλά ποσοστά επιτυχίας για πολλές διαδοχικές γενιές του γενετικού αλγορίθμου. Παρ' όλα αυτά, η συγκεκριμένη λειτουργία δεν αρκεί για την αποφυγή των περιορισμών που εισάγει ο κανόνας της ρουλέτας. Συνεπώς, μία επιθυμητή βελτίωση της υλοποίησης περιλαμβάνει την μετάβαση από τον κανόνα της ρουλέτας σε έναν πιά αποδοτικό τελεστή επιλογής, όπως η επιλογή με ταξινόμηση, η οποία δεν εμφανίζει το πρόβλημα της πρόωρης σύγκλισης σε κάποιο τοπικό βέλτιστο. Η επιλογή διαφορετικού τελεστή επιλογής δύναται να αυξήσει αισθητά την απόδοση του εξελικτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου στο πρόβλημα αναζήτησης κινούμενου στόχου.

Παραμένοντας στις βελτιώσεις των τελεστών του γενετικού αλγορίθμου, ένας ακόμα τελεστής που μπορεί να μεταβληθεί είναι ο **τελεστής διασταύρωσης**. Αν και ένας

τρόπος επίλυσης του προβλήματος κατά το οποίο στην διασταύρωση μπορεί να μειωθεί η δυνατότητα εξαγωγής χαρακτηριστικών του νευρωνικού δικτύου είναι η επιλογή πολλαπλών γονιδιωμάτων μέσα στο χρωμόσωμα, τεχνική η οποία εφαρμόστηκε στην τρέχουσα υλοποίηση, η διασταύρωση ενός σημείου δεν αποτελεί την καλύτερη επιλογή για αυτόν τον τελεστή. Συνεπώς μία πιθανή βελτίωση αποτελεί η διερεύνηση των υπόλοιπων τελεστών διασταύρωσης που μπορούν να εφαρμοστούν στην δυαδική κωδικοποίηση, και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που δίνουν.

Μία ακόμα βελτίωση η οποία αφορά τον **τελεστή μετάλλαξης**, είναι η χρήση ενός μεταβαλλόμενου ρυθμού μετάλλαξης. Παρατηρείται στην τρέχουσα υλοποίηση ότι ο πληθυσμός μπορεί να παραμείνει για αρκετές γενιές σε κάποιο τοπικό βέλτιστο. Η λειτουργία της μετάλλαξης βοηθάει τον γενετικό αλγόριθμο να μην παγιδευτεί σε τοπικά βέλτιστα. Συνεπώς, μία βελτίωση είναι ο ορισμός από τον χρήστη ενός εύρους μετάλλαξης, όπου στην κανονική λειτουργία του αλγορίθμου αξιοποιείται το κατώτατο όριο, αλλά σε περίπτωση που παρατηρηθεί ότι ο αλγόριθμος έχει παγιδευτεί σε κάποιο τοπικό βέλτιστο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μία σταδιακά αυξανόμενη τιμή για τον τελεστή μετάλλαξης μέχρι να απεγκλωβιστεί ο αλγόριθμος από το τοπικό βέλτιστο.

Το τελευταίο σημείο βελτίωσης της τρέχουσας υλοποίησης αφορά τον χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Όπως φαίνεται από την υλοποίηση, το κάθε άτομο του πληθυσμού κατά την εκτέλεση της κάθε γενιάς εκτελείται ανεξάρτητα από τα υπόλοιπα. Ταυτόχρονα, για τον τρόπο λειτουργίας του κινούμενου στόχου, απαιτείται ο αλγόριθμος να τρέχει για πολύ μεγάλα χρονικά διαστήματα (της τάξης των μερικών ωρών) ώστε να δώσει αποτελέσματα τα οποία φαίνεται οπτικά πως είναι αποδεκτά για το πρόβλημα στο οποίο εφαρμόζεται. Μαζί με την παράλληλη υλοποίηση που έχει υλοποιηθεί, μπορεί να μετατραπεί το πρόγραμμα αναλόγως ώστε να τρέχει σε περισσότερα από ένα μηχανήματα, αξιοποιώντας έτσι τον **κατανεμημένο υπολογισμό**, μειώνοντας τον χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση - εξέλιξη των νευρωνικών δικτύων.

Τέλος, αν και δεν αποτελεί σημείο βελτίωσης της απόδοσης του αλγορίθμου, για την βελτίωση του χειρισμού του πληθυσμού, αναφέρονται τρεις βελτιώσεις στον κώδικα του προγράμματος οι οποίες θα διευκολύνουν πολύ την εκτέλεση του προγράμματος. Η πρώτη αφορά την **παύση του προγράμματος** με δυνατότητα να συνεχιστεί η εκτέλεση από το σημείο που είχε σταματήσει. Κάτι τέτοιο θα ήταν χρήσιμο, καθώς στην τρέχουσα υλοποίηση, αν παραστεί η ανάγκη για παύση, στην επόμενη εκκίνηση το πρόγραμμα ξεκινάει από την αρχή με νέο πληθυσμό.

Η δεύτερη αφορά την κατασκευή ενός εργαλείου στον κώδικα το οποίο θα προσφέρει μία **οπτική αναπαράσταση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου** κάποιου επιλεγμένου ατόμου του πληθυσμού. Μία οπτική αναπαράσταση του δικτύου μπορεί να προσφέρει πολλές πληροφορίες για τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί το κάθε άτομο, και τον τρόπο που χειρίζεται τα σήματα εισόδου του, καθώς και πληροφορίες για το ποιά από αυτά μπορεί πιθανώς να αγνοεί, κάτι το οποίο μπορεί να οδηγήσει σε μία πιο αποτελεσματική μελλοντική υλοποίηση.

Το τελευταίο σημείο βελτίωσης αποτελείται από ένα εργαλείο στον κώδικα το οποίο θα μπορεί να κάνει **εξαγωγή του πληθυσμού** σε κάποιο αρχείο στον σκληρό δίσκο, καθώς και **εισαγωγή ενός ήδη αποθηκευμένου πληθυσμού**. Κάτι τέτοιο μπορεί να βελτιώσει πολύ την φορητότητα του προγράμματος αφού πλέον δεν θα απαιτείται ο πληθυσμός να ολοκληρώσει την εξέλιξή του στο μηχάνημα στο οποίο την ξεκίνησε, αλλά και την απόδοση, καθώς ένας πληθυσμός που προσφέρει ήδη καλά αποτελέσματα θα μπορεί να μετακινηθεί σε πολλά μηχανήματα ώστε να έχουμε παράλληλη εξέλιξη του ίδιου πληθυσμού άρα και ταχύτερη κάλυψη του πεδίου αναζήτησης του αλγορίθμου όσον αφορά την αναζήτηση βέλτιστων βαρών και τοπολογιών που αξιοποιεί η εξελικτική τακτική της παρούσας εργασίας.

## 6.4 Μελλοντική έρευνα

Έπειτα από τις βελτιώσεις της τρέχουσας υλοποίησης που αναφέρθηκαν παραπάνω, ακολουθούν κάποια χαρακτηριστικά αυτής τα οποία αποτελούν αντικείμενο μελλοντικής μελέτης στα πλαίσια της παρούσας εργασίας. Αρχικά, αξίζει να μελετηθεί η απόδοση του νευρωνικού δικτύου αλλά και του γενετικού αλγορίθμου χρησιμοποιώντας διαφορετικό **σχήμα κωδικοποίησης** των δεδομένων. Μπορεί κανείς να παρατηρήσει από την υλοποίηση πως, αν και έχει επιλεχθεί η δυαδική κωδικοποίηση για τις πληροφορίες των χρωμοσωμάτων, κατά την εκτέλεση των γενετικών τελεστών τμήματα του κάθε γονιδίου μετατρέπονται σε ακέραιους αριθμούς. Ο λόγος που έγινε αυτή η επιλογή είναι διότι ο τελεστής μετάλλαξης για την δυαδική κωδικοποίηση είναι πραγματοποιείται από μία απλή εναλλαγή bit, απλουστεύοντας έτσι την διαδικασία. Ενδιαφέρον έχει η κωδικοποίηση πραγματικών αριθμών, κατά την οποία το μήκος του κάθε γονιδίου θα μειωθεί, καθώς το βάρος της κάθε σύναψης θα αντικατασταθεί από έναν πραγματικό ή ακέραιο αριθμό (δεδομένου ότι για την διαδικασία δεν κρίνεται απαραίτητη η ύπαρξη δεκαδικών τιμών στο γονιδίωμα). Οι διαφορές που θα προκύψουν στην απόδοση προέρχονται κυρίως από τους τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης, οι οποίοι θα πρέπει να τροποποιηθούν.

Σαν επόμενο χαρακτηριστικό έχει ενδιαφέρον η μετατροπή της **δομής των γονιδίων** σε μία μεγάλη συμβολοσειρά, όπως δηλαδή αναφέρεται στην υπάρχουσα βιβλιογραφία και παρουσιάστηκε στο θεωρητικό τμήμα της εργασίας. Στην τρέχουσα υλοποίηση, το χρωμόσωμα του κάθε ατόμου αποτελείται από έναν πίνακα γονιδίων. Αυτό, όπως έχει αναφερθεί, έχει γίνει για την αποφυγή των περιπτώσεων όπου ο τελεστής διασταύρωσης k-σημείων χωρίζει το χρωμόσωμα σε σημείο που καταστρέφεται η δυνατότητα του νευρωνικού δικτύου να εξάγει χαρακτηριστικά από την είσοδό του. Με την συγκεκριμένη αλλαγή σε μία μεγάλη συμβολοσειρά, θα πρέπει να τροποποιηθεί ο τελεστής διασταύρωσης, κάτι το οποίο επίσης μπορεί να τροποποιήσει την απόδοση του αλγορίθμου.

Παραμένοντας στον τελεστή διασταύρωσης, θα πρέπει να παρατηρηθεί η απόδοση του αλγορίθμου στην περίπτωση που επηρεάζεται η **τοπολογία του δικτύου** του κάθε

ατόμου. Για την διαδικασία αυτή, υπάρχει ήδη ένα σημείο στον κώδικα της τρέχουσας υλοποίησης όπου αλλάζοντας το τμήμα του κάθε γονιδίου που λαμβάνει υπ' όψιν του ο τελεστής διασταύρωσης, μπορεί να υλοποιηθεί η εξέλιξη της τοπολογίας του δικτύου, παράλληλα με την εξέλιξη των βαρών. Η συγκεκριμένη λειτουργία δεν έχει ληφθεί υπ' όψιν στα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας, αλλά αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής έρευνας καθώς πρόκειται για μία από τις δυνατότητες των εξελικτικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Το επόμενο χαρακτηριστικό που αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής έρευνας είναι η χρήση διαφορετικού **εξελικτικού αλγορίθμου**. Όπως έχει αναφερθεί στο θεωρητικό μέρος της εργασίας, η βιβλιογραφία συνιστά την χρήση εξελικτικών αλγορίθμων που είναι βασισμένοι στην μετάλλαξη για την υλοποίηση της εξέλιξης. Συνεπώς εμφανίζει ενδιαφέρον η πιθανή αλλαγή της απόδοσης των ατόμων του πληθυσμού αν αντικατασταθεί ο γενετικός αλγόριθμος, που βασίζεται κυρίως στην διασταύρωση για την εξέλιξη του πληθυσμού, σε κάποιον εξελικτικό αλγόριθμο που βασίζεται στην μετάλλαξη.

Περνώντας σε χαρακτηριστικά τα οποία επηρεάζουν το σύνολο του πληθυσμού στην οπτική τους αναπαράσταση, εμφανίζει ενδιαφέρον να παρατηρηθεί η εξέλιξη το πληθυσμού στην περίπτωση που τα άτομα δεν μπορούν να κινηθούν σε χώρο ο οποίος καταλαμβάνεται ήδη από κάποιο άλλο άτομο, δηλαδή η ενσωμάτωση ενός **συστήματος συγκρούσεων (collisions)**. Η ενσωμάτωση ενός τέτοιου συστήματος μπορεί να επηρεάσει την απόδοση του αλγορίθμου, καθώς για μικρότερες ακτίνες στόχου κάποια άτομα του πληθυσμού δεν θα μπορούν να τον φτάσουν, αφού ο χώρος ήδη θα καταλαμβάνεται από άλλα άτομα. Το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό είχε υλοποιηθεί σε παλαιότερο στάδιο της εργασίας, αλλά επειδή η χρήση δωμών δεδομένων που συγχρονίζονται σωστά για την χρήση τους μεταξύ πολλαπλών νημάτων καθυστερούσε πολύ την διαδικασία της προσομοίωσης απορρίφθηκε από τα πλαίσια της τρέχουσας υλοποίησης. Η δομή δεδομένων που είχε χρησιμοποιηθεί για τις συγκρούσεις είναι το concurrent hashmap της Java, και ενώ προσέφερε στα άτομα την δυνατότητα να εντοπίσουν συγκρούσεις, ο απαιτούμενος χρόνος της κάθε γενιάς ήταν σχεδόν ο τριπλάσιος από τον τρέχοντα, οπότε η μεθοδολογία απορρίφθηκε.

Το επόμενο χαρακτηριστικό το οποίο είναι από τα πιο σημαντικά στην μελλοντική έρευνα, είναι η εισαγωγή **εμποδίων** στον χώρο. Όπως φαίνεται από την σχετική βιβλιογραφία στις υπάρχουσες υλοποιήσεις αναζήτησης στόχου, ένα από τα χαρακτηριστικά των συστημάτων αυτών αποτελεί η αποφυγή εμποδίων. Η εισαγωγή των εμποδίων στον εικονικό χώρο αυξάνει πολύ την πολυπλοκότητα των κινήσεων αλλά και των σημάτων εισόδου που θα πρέπει να επεξεργαστεί το νευρωνικό δίκτυο του κάθε ατόμου του πληθυσμού, συνεπώς εμφανίζει μεγάλο ενδιαφέρον να μελετηθεί η απόδοση του αλγορίθμου μέσα σε έναν χώρο με εμπόδια. Αξίζει να σημειωθεί πως αντικείμενο μελέτης αποτελεί και ο χρόνος εισαγωγής των εμποδίων, καθώς θα πρέπει να εξεταστεί η απόδοση του πληθυσμού αλλά και η ικανότητα σύγκλισης του αλγορίθμου όταν τα εμπόδια εισάγονται στην αρχή της προσομοίωσης, ή όταν αυτά εισάγονται μετά από κάποιες γενιές, αφού τα άτομα του πληθυσμού εξελιχθούν αρκετά ώστε να ακολουθούν τροχιές που να οδηγούν στον στόχο.

Το τελευταίο χαρακτηριστικό που αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής έρευνας είναι η ενσωμάτωση μιας **κοινωνικής συμπεριφοράς** στα άτομα του πληθυσμού. Ως άτομο ενός συνόλου, έχει νόημα το κάθε νευρωνικό δίκτυο να έχει την δυνατότητα να επικοινωνεί με τα υπόλοιπα ώστε να ανταλλάσσει πληροφορίες για το περιβάλλον του. Τέτοιου είδους συμπεριφορά παρατηρείται σε άλλες μεθευρετικές μεθόδους βασισμένες στον πληθυσμό, όπως ο Particle Swarm Optimization ή ο Ant Colony optimization όπου τα άτομα του πληθυσμού τροποποιούν κάποιο χαρακτηριστικό τους ή αφήνουν κάποιο είδος φερομόνης στον χώρο, ώστε να ενημερώσουν το υπόλοιπο σύνολο για κάποιο γεγονός, όπως για παράδειγμα τον εντοπισμό ενός εμποδίου.

# Βιβλιογραφία

Yegnanarayana, Bayya. *Artificial neural networks*. PHI Learning Pvt. Ltd., 2009.

Abraham, Ajith. "Artificial neural networks." *Handbook of measuring system design* (2005).

Svozil, Daniel, Vladimir Kvasnicka, and Jiri Pospichal. "Introduction to multi-layer feed-forward neural networks." *Chemometrics and intelligent laboratory systems* 39.1 (1997): 43-62.

Sharma, Sagar, Simone Sharma, and Anidhya Athaiya. "Activation functions in neural networks." *towards data science* 6.12 (2017): 310-316.

Schuster, Mike, and Kuldip K. Paliwal. "Bidirectional recurrent neural networks." *IEEE transactions on Signal Processing* 45.11 (1997): 2673-2681.

Guo, Jiang. "Backpropagation through time." Unpubl. ms., Harbin Institute of Technology 40 (2013): 1-6.

Kokash, Natallia. "An introduction to heuristic algorithms." *Department of Informatics and Telecommunications* (2005): 1-8.

Kenny, Vincent, Matthew Nathal, and Spencer Saldana. "Heuristic algorithms." Visited on Oct 20 (2014): 2018.

Desale, Sachin, et al. "Heuristic and meta-heuristic algorithms and their relevance to the real world: a survey." *Int. J. Comput. Eng. Res. Trends* 351.5 (2015): 2349-7084.

Kumar, Manoj, et al. "Genetic algorithm: Review and application." Available at SSRN 3529843 (2010).

Katoch, Sourabh, Sumit Singh Chauhan, and Vijay Kumar. "A review on genetic algorithm: past, present, and future." *Multimedia Tools and Applications* 80.5 (2021): 8091-8126.

Montana, David J., and Lawrence Davis. "Training feedforward neural networks using genetic algorithms." *IJCAI*. Vol. 89. 1989.

Ding, S., Li, H., Su, C., Yu, J., & Jin, F. (2013). "Evolutionary artificial neural networks: a review". *Artificial Intelligence Review*, 39(3), 251-260.

Sagar, G. V. R., & Chalam, D. S. V. (2011). "Evolutionary algorithm for connection weights in artificial neural networks". *International Journal of Electronics and Communication Engineering*, 4(5), 517-525.

Yao, X. (1999). "Evolving artificial neural networks". *Proceedings of the IEEE*, 87(9), 1423-1447.



Gong, Haifeng, et al. "Multi-hypothesis motion planning for visual object tracking." 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011.

Bandyopadhyay, Tirthankar, Marcelo H. Ang, and David Hsu. "Motion planning for 3-D target tracking among obstacles." Robotics Research. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010. 267-279.

Aghili, Farhad. "A prediction and motion-planning scheme for visually guided robotic capturing of free-floating tumbling objects with uncertain dynamics." IEEE Transactions on Robotics 28.3 (2012): 634-649.

[https://en.wikipedia.org/wiki/Parallel\\_metaheuristic](https://en.wikipedia.org/wiki/Parallel_metaheuristic)

[https://en.wikipedia.org/wiki/Evolutionary\\_algorithm](https://en.wikipedia.org/wiki/Evolutionary_algorithm)

[https://en.wikipedia.org/wiki/Evolutionary\\_programming](https://en.wikipedia.org/wiki/Evolutionary_programming)

[https://en.wikipedia.org/wiki/Evolution\\_strategy](https://en.wikipedia.org/wiki/Evolution_strategy)