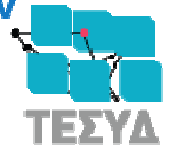




Τμήμα Τηλεπικοινωνιακών Συστημάτων και Δικτύων  
Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Μεσολογίου



Πτυχιακή Εργασία Της:

Πίκου Παρασκευής



**Genetic Algorithm**

Θέμα: Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές

Επιβλέπων: Χατζηγεωργίου Βαγγέλης

# Περιεχόμενα

<b>Εισαγωγή</b> .....	<b>3</b>
1.Στόχοι .....	3
<b>2.Περίληψη</b> .....	<b>3</b>
<b>Πρόλογος</b> .....	<b>4</b>
<b>Κεφάλαιο 1<sup>ο</sup></b> .....	<b>5</b>
Το ταξίδι προς την δημιουργία των γενετικών αλγορίθμων .....	5
<b>Κεφάλαιο 2<sup>ο</sup></b> .....	<b>8</b>
2.1 Ορισμός γενετικών αλγορίθμων .....	8
2.2 Περιγραφή της μεθόδου .....	8
2.3 Ορολογία Γενετικών Αλγορίθμων .....	9
2.4 Κύρια Χαρακτηριστικά ενός Γενετικού Αλγορίθμου .....	10
2.5 Βασικά Στοιχεία ενός Γενετικού Αλγορίθμου .....	11
2.6 Απαραίτητα τμήματα γενετικών αλγορίθμων για την επίλυση προβλημάτων .....	17
2.7 Εφαρμογές.....	17
<b>Κεφάλαιο 3<sup>ο</sup></b> .....	<b>19</b>
3.1 Πλεονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων .....	19
3.2 Μειονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων .....	20
3.3 Γενετικοί αλγόριθμοι έναντι κλασικών μεθόδων βελτιστοποίησης .....	21
<b>Κεφάλαιο 4<sup>ο</sup></b> .....	<b>23</b>
4.1 Γενετικοί Αλγόριθμοι και επεξεργασία εικόνας.....	23
4.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι στην επίλυση Διαφορικών Εξισώσεων.....	24
4.3 Μεγιστοποίηση συνάρτησης με χρήση γενετικών αλγορίθμων .....	27
4.4 Δημιουργία και ελαχιστοποίηση Συνάρτησης Καταλληλότητας.....	31
<b>Κεφάλαιο 5<sup>ο</sup></b> .....	<b>33</b>
Οργάνωση Προβλήματος στο Matlab.....	33
<b>Συμπεράσματα</b> .....	<b>38</b>
<b>Βιβλιογραφία</b> .....	<b>39</b>

# Εισαγωγή

## 1.Στόχοι

- Η μελέτη μιας κλάσης αλγορίθμων αναζήτησης και βελτιστοποίησης, που βασίζονται στην αρχή της εξέλιξης των ειδών και είναι γνωστοί ως Γενετικοί Αλγόριθμοι.
- Εφαρμογή των Γενετικών Αλγορίθμων σε κλασσικά προβλήματα μαθηματικής βελτιστοποίησης και σε τεχνολογικά προβλήματα.

## 2.Περίληψη

Η παρούσα Πτυχιακή εργασία εισάγει το θέμα της γενετικής αναζήτησης, δίνοντας παράλληλα ορισμένα στοιχεία από τη γενετική εξέλιξη, από την οποία δανείζονται ιδέες οι Γενετικοί Αλγόριθμοι. Στη συνέχεια γίνεται μια εισαγωγή στα δομικά στοιχεία ενός απλού Γενετικού Αλγορίθμου. Ακολουθεί η παρουσίαση των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων των ΓΑ, έτσι ώστε να είναι δυνατή η σύγκρισή τους με τις παραδοσιακές μεθόδους βελτιστοποίησης. Τέλος, αναφέρονται εφαρμογές των Γενετικών αλγορίθμων στην επίλυση Διαφορικών Εξισώσεων και στην επεξεργασία εικόνων με παραδείγματα και αλλά, και γίνεται οργάνωση ενός προβλήματος στο matlab με ανάλυση των εντολών και των λειτουργιών της κάθε μιας ξεχωριστά.

Στο σημείο αυτό πριν συνεχίσω με το κύριο μέρος της εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα της πτυχιακής εργασίας κ. Χατζηγεωργίου Βαγγέλη για την πολύτιμη υποστήριξη και βοήθεια του. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την αδιάκοπη και ουσιώδη στήριξη καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

\*Στο **Κεφάλαιο 1** δίνονται ορισμένα στοιχεία από τη Θεωρία της Εξέλιξης των Ειδών, από την οποία δανείζονται στοιχεία οι γενετικοί αλγόριθμοι, και στη συνέχεια θα δούμε πώς στοιχεία αυτής της θεωρίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να δομηθεί ένας αλγόριθμος αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

\*Στο **Κεφάλαιο 2** παρουσιάζονται αναλυτικά η δομή, η μέθοδος λειτουργίας, τα τμήματα και οι εφαρμογές των γενετικών αλγορίθμων.

\*Στο **Κεφάλαιο 3** γίνεται μελέτη όσον αφορά τα πλεονεκτήματα τα μειονεκτήματα των γενετικών αλγορίθμων έναντι κλασικών μεθόδων βελτιστοποίησης.

\*Στο **Κεφάλαιο 4** Παρουσιάζονται εφαρμογές των γενετικών αλγορίθμων στην επεξεργασία εικόνων κ στην δημιουργία τους με παραδείγματα κ ανάλυση των βημάτων αυτών των εφαρμογών. Έπειτα θα δούμε την επίλυση διαφορικών εξισώσεων με την βοήθεια των γενετικών αλγορίθμων.

\*Στο **Κεφάλαιο 5** γίνεται οργάνωση ενός προβλήματος στο matlab με ανάλυση των εντολών κ των λειτουργιών της κάθε μιας ξεχωριστά.

## Πρόλογος

Οι Γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το επιθυμητό τρόπο.

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από τη βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γεννητικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας ( $\Sigma$ ). Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η  $\Sigma$ , αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδίων/λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την  $\Sigma$ .

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους  $\Gamma$ . Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του  $\Gamma$ . Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του  $\Gamma$ . Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος. Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράγει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης. Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

# Κεφάλαιο 1<sup>ο</sup>

## Το ταξίδι προς την δημιουργία των γενετικών αλγορίθμων.

Η θεωρία της Εξέλιξης των Ειδών (Evolution of Species) που αναπτύχθηκε από τον Δαρβίνο στα μέσα του περασμένου αιώνα, προκάλεσε μεγάλη αναστάτωση, αφού ερχόταν σε σύγκρουση με τις επικρατούσες θρησκευτικές αντιλήψεις περί προέλευσης της ζωής. Με την πάροδο ενός και πλέον αιώνα, ο θόρυβος αυτός δεν έχει κοπάσει πλήρως, όμως η θεωρία έχει γίνει αποδεκτή από το σύνολο των επιστημόνων, γιατί κατόρθωσε να πείσει και να δώσει ικανοποιητικές απαντήσεις σε θεμελιώδη ερωτήματα. Σκοπός της θεωρίας αυτής είναι να δώσει μια εξήγηση για το φαινόμενο της ζωής, την προέλευσή της και τις βασικές λειτουργίες της. Τα κυριότερα σημεία της, που σχετίζονται και ερμηνεύουν τον τρόπο λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων, είναι τα εξής:

Δεν υπάρχει αντικειμενική οργανισμών σε ανώτερους βιολογικό είδος, λ.χ. των είδος, μερικά άτομα απογόνους σε σύγκριση με



βάση διαχωρισμού των ζωντανών και κατώτερους (εννοείται στο ίδιο ανθρώπων). Σε κάθε βιολογικό αφήνουν περισσότερους τα υπόλοιπα και έτσι τα

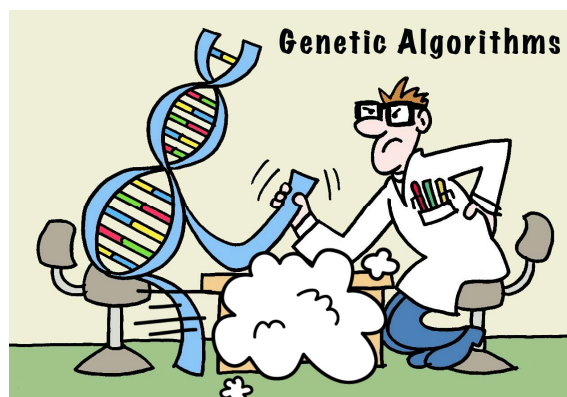
κληροδοτούμενα χαρακτηριστικά των αναπαραγωγικά επιτυχημένων ατόμων γίνονται περισσότερα στην επόμενη γενιά. Οι δυσκολίες, τα εμπόδια και οι αντιξοότητες που παρουσιάζονται κατά τη διάρκεια της ζωής των οργανισμών είναι οι παράγοντες, που καθορίζουν ποιοι από αυτούς θα κατορθώσουν να ζήσουν και να πολλαπλασιαστούν. Έτσι, με την αλλαγή του περιβάλλοντος και των συνθηκών διαβίωσης, αλλάζουν και τα χαρακτηριστικά τους προσπαθώντας να προσαρμοστούν κάθε φορά, με στόχο την εξασφάλιση της επιβίωσής τους.

Αυτή η αλλαγή, όμως, που συμβαίνει στα χαρακτηριστικά των ατόμων είναι αλλαγή στα χρωμοσώματάτους (chromosomes), που είναι πολύπλοκα οργανικά μόρια τα οποία κωδικοποιούν τη δομή και τα χαρακτηριστικά τους. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από μικρότερα μέρη, γνωστά ως

γονίδια (genes). Το σύνολο της γενετικής πληροφορίας που είναι κωδικοποιημένο στα γονίδια ονομάζεται γονότυπος (genotype). Η δημιουργία ενός νέου οργανισμού περιλαμβάνει την αποκωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων. Το σύνολο των «ορατών» χαρακτηριστικών του και της συμπεριφοράς του, που καθορίζονται από τις πληροφορίες των γονιδίων, συνιστούν το φαινότυπο (phenotype).

Κυρίαρχες λειτουργίες του φαινομένου της εξέλιξης είναι η αναπαραγωγή (reproduction) και η μετάλλαξη (mutation). Κατά τη μετάλλαξη γίνεται με τυχαίο τρόπο η αλλαγή της δομής των χρωμοσωμάτων, συνήθως από λανθασμένη αντιγραφή βιολογικών μορίων ή από εξωγενείς παράγοντες (π.χ. ακτινοβολία), έχοντας ως άμεσο αποτέλεσμα την αλλαγή σε κάποιο χαρακτηριστικό. Η μετάλλαξη, μερικές φορές, μπορεί να προκαλέσει βελτιώσεις και, χωρίς αμφιβολία, μερικά λάθη που έγιναν αποτέλεσαν σημαντικό παράγοντα για την προοδευτική εξέλιξη της ζωής.

Προϊόν της αναπαραγωγής είναι ένας νέος οργανισμός, τα χρωμοσώματα του οποίου αποτελούνται από γονίδια που προέρχονται τα μισά από τον πατέρα και τα μισά από τη μητέρα. Έτσι, για κάθε χαρακτηριστικό, το νέο άτομο έχει πάρει ένα γονίδιο από κάθε γονέα. Μερικές φορές, τα δύο αυτά γονίδια συμφωνούν μεταξύ τους, όσον αφορά την «τιμή» που θα δώσουν στο χαρακτηριστικό, π.χ. γαλάζιο χρώμα ματιών, ενώ άλλες φορές δεν συμφωνούν, π.χ. το ένα υποδεικνύει καστανό χρώμα ματιών και το άλλο γαλάζιο. Στη δεύτερη περίπτωση, κυριαρχεί η «τιμή» ενός γονιδίου (π.χ. του καστανού) και αγνοείται η «τιμή» του άλλου, μολονότι το δεύτερο μπορεί να περάσει σε επόμενες γενιές. Το γονίδιο που τελικά καθορίζει το χαρακτηριστικό λέγεται κυρίαρχο επικρατές (dominant) και το άλλο υπολειπόμενο (recessive). Γονίδια που διεκδικούν την ίδια θέση σε ένα χρωμόσωμα (δηλαδή που είναι υπεύθυνα για το ίδιο χαρακτηριστικό), λέγονται αλληλόμορφα (alleles).



Τις δεκαετίες του επιστήμονες της επιστήμης πραγματοποίησαν μελέτες την σκέψη ότι η εξέλιξη θα

χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο βελτιστοποίησης για προβλήματα που απασχολούσαν μηχανικούς. Η ιδέα σε όλα αυτά τα συστήματα ήταν να αναπτύξουν έναν πληθυσμό «υποψηφίων» λύσεων σε ένα δεδομένο πρόβλημα χρησιμοποιώντας τελεστές παρόμοιους με αυτούς που χρησιμοποιεί η φύση κατά την διάρκεια γενετικών παραλλαγών και φυσικής επιλογής.

1950–1960 πολλοί υπολογιστών σε εξελικτικά συστήματα με μπορούσε να

Όλος αυτός ο μηχανισμός της φυσικής επιλογής φάνηκε ιδιαίτερα ελκυστικός στον John Holland, πρωτοπόρο των Γενετικών Αλγορίθμων, στις αρχές της δεκαετίας του '70. Ο Holland φαντάστηκε ότι κάποιες ιδέες και λειτουργίες που εφαρμόζει η φύση στα συστήματά της θα μπορούσαν να έχουν αποτελέσματα, αν ενσωματώνονταν σε αλγόριθμους για υπολογιστές, ώστε να προκύψουν αποδοτικές τεχνικές επίλυσης δύσκολων προβλημάτων. Αποτέλεσμα αυτής της εργασίας του Holland ήταν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, μια καινούργια εξελισσόμενη και πολλά υποσχόμενη τεχνική αναζήτησης και

βελτιστοποίησης.

Η πρώτη εμφάνιση των Γενετικών Αλγορίθμων χρονολογείται στις αρχές του 1950, όταν διάφοροι βιολόγοι επιστήμονες αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν υπολογιστές στην προσπάθειά τους να προσομοιώσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη, όμως, που οδήγησε στη μορφή με την οποία είναι γνωστοί και σήμερα, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan.

Μέχρι τις αρχές της δεκαετίας του 1980 η μελέτη των γενετικών αλγορίθμων περιοριζονταν σε θεωρητικό επίπεδο, με λίγες πρακτικές εφαρμογές. Στην περίοδο αυτή οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνταν κυρίως για προβλήματα βελτιστοποίησης συναρτήσεων, χρησιμοποιώντας χρωμοσώματα συγκεκριμένου μήκους, δυαδικής κωδικοποίησης. Χαρακτηριστικές είναι οι μελέτες των Hollstien και De Jong την περίοδο αυτή.

Ο Hollstien πραγματοποίησε ανάλυση για το πώς επιδρούν οι τελεστές της επιλογής και της διασταύρωσης στην επίδοση του αλγορίθμου. Ο De Jong προσπάθησε να προσδιορίσει τα στοιχεία εκείνα που εμποδίζουν τους αλγορίθμους να φτάσουν γρήγορα σε σύγκλιση.

Από την αρχή της δεκαετίας του '80, η επιστημονική κοινότητα που ασχολείται με τη θεωρία και εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων, έχει δημιουργήσει μία πληθώρα πρακτικών εφαρμογών που εκτείνονται σε πολλούς τομείς ερευνητικής και όχι μόνο δραστηριότητας. Βελτιώνοντας την απόδοση των γενετικών με τη ρύθμιση και βελτιστοποίηση των γενετικών τελεστών, αποδεικνύεται ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε διάφορες κατηγορίες προβλημάτων και αποτελούν μία ισχυρή μέθοδο βελτιστοποίησης. Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται συστηματική ανάπτυξη των γενετικών αλγορίθμων στις φυσικές επιστήμες, στη μηχανική και στον κόσμο των επιχειρήσεων καθώς χρησιμοποιούνται σε προβλήματα προγραμματισμού (scheduling), βελτιστοποίησης (optimization) κτλ.



## Κεφάλαιο 2

### 2.1 Ορισμός γενετικών αλγορίθμων:

Οι Γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το επιθυμητό τρόπο.



### 2.2 Περιγραφή

της μεθόδου:

Είναι μια μέθοδος για μεταφορά από έναν πληθυσμό «χρωμοσωμάτων» σε έναν

άλλο πληθυσμό χρησιμοποιώντας ένα είδος φυσικής επιλογής μαζί με γενετικούς τελεστές όπως :

\*Διασταύρωσης (crossover), δηλαδή ανταλλαγή γενετικού υλικού μεταξύ δύο χρωμοσωμάτων από απλοειδείς γονείς.

\*Μετάλλαξης (mutation), δηλαδή αναστροφή γενετικού υλικού σε έναν τυχαία επιλεγμένο τόπο.

\*Αντιστροφής (inversion), δηλαδή ανακατανομή της διάταξης των γονιδίων σε ένα χρωμόσωμα.

\*Επιλογής (selection), δηλαδή του διαχωρισμού των χρωμοσωμάτων που θα χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή της επόμενης γενεάς.

Ο γενετικός αλγόριθμος εκτελεί μία αναζήτηση στο χώρο των υποψηφίων λύσεων, με στόχο την εύρεση κάποιας λύσης που



μεγιστοποιεί τη συνάρτηση καταλληλότητας (αντικειμενική συνάρτηση κόστους). Η αναζήτηση αυτή είναι παράλληλη, καθώς σε κάθε υποψήφια λύση μπορεί να εκτελεστεί ξεχωριστή αναζήτηση. Η μέθοδος της αναζήτησης μπορεί να θεωρηθεί σαν αναρρίχηση λόφου, καθώς γίνονται μικρές αλλαγές στις υποψήφιες λύσεις του πληθυσμού και επιλέγονται πάντα οι καλύτερες, βάσει της συνάρτησης καταλληλότητας. Η αναζήτηση επικεντρώνεται στις περισσότερες κατάλληλες λύσεις, χωρίς όμως να αγνοούνται οι υπόλοιπες, καθώς υπάρχει πάντα ο κίνδυνος να παγιδευτεί η διαδικασία σε τοπικό μέγιστο.

### **2.3 Ορολογία Γενετικών Αλγορίθμων:**

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω οι ΓΑ έχουν προκύψει μέσα από τον χώρο της βιολογίας και της γενετικής οπότε και δανείζονται τις ονομασίες των διαφόρων στοιχείων τους από αυτό τον χώρο. Συγκεκριμένα λοιπόν:

Γονίδια (Genes) και Χρωμοσώματα ή Άτομα (Individuals): Γονίδιο είναι μια πιθανή τιμή που μπορεί να λάβει μια μεταβλητή. Ένα χρωμόσωμα αποτελείται από γονίδια, δηλαδή από ένα σύνολο πιθανών τιμών που μπορεί να λάβουν οι μεταβλητές ενός προβλήματος. Ένα συγκεκριμένο χρωμόσωμα το οποίο είναι και μοναδικό μπορεί να αποκωδικοποιηθεί σε ένα σύνολο παραμέτρων που αναπαριστούν μία πιθανή λύση του προβλήματος. Το χρωμόσωμα μπορεί να είναι μια σειρά πραγματικών ή δυαδικών αριθμών ή ακόμα και συνδυασμοί αυτών των δυο.

Αρχικός Πληθυσμός (Initial Population): Είναι ο αριθμός των αρχικών χρωμοσωμάτων από τα οποία θα ξεκινήσει η διαδικασία αναζήτησης του ΓΑ. Όσο μεγαλύτερο είναι το πλήθος του αρχικού πληθυσμού τόσο πολυπλοκότερη γίνεται η επίλυση του προβλήματος αλλά με περισσότερες πιθανότητες εύρεσης της βέλτιστης λύσης και με λιγότερες πιθανότητες ο αλγόριθμος να θεωρήσει ένα τοπικό ελάχιστο ως το ολικό ελάχιστο δηλαδή να οδηγηθεί σε λανθασμένη λύση.

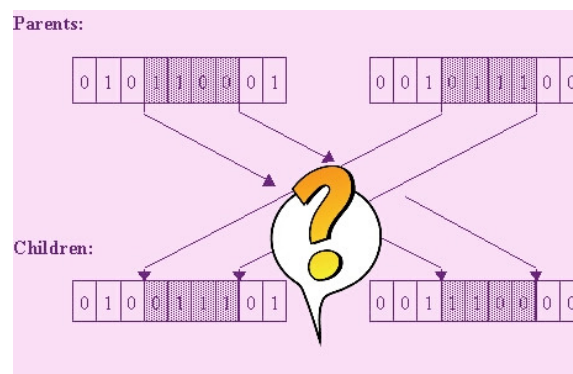
Πληθυσμοί (Population) και Γενεές (Generations) ΓΑ: Σε κάθε βήμα του αλγορίθμου, και με βάση τον αρχικό πληθυσμό δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός, ο οποίος αποτελεί και την επόμενη γενιά του αλγορίθμου. Στην εκάστοτε νέα γενιά γίνεται αναζήτηση για εντοπισμό του χρωμοσώματος που μπορεί να δώσει το βέλτιστο αποτέλεσμα. Η διαδικασία τερατίζεται είτε με κατώφλι ένα αριθμό γενεών είτε στο καλύτερο χρωμόσωμα είτε με διάφορα άλλα κριτήρια τα οποία θα αναφερθούν παρακάτω.

Γονείς (Parents) και Τέκνα (Children): Τα ζεύγη χρωμοσωμάτων που επιλέγονται σε κάθε γενιά ώστε να διασταυρωθούν μεταξύ τους και να παραγάγουν απογόνους ονομάζονται γονείς ενώ οι απόγονοι τέκνα. Τα τέκνα μπορούν να δημιουργηθούν είτε μέσω της διαδικασίας της διασταύρωσης είτε μέσω της μετάλλαξης.

διασταύρωση (Crossover): Συνδυασμός δυο γονέων ώστε να προκύψει ένα νέο τέκνο. Η διασταύρωση παρουσιάζεται με μια πιθανότητα  $p_c$  να συμβεί και είναι δυνατό να πραγματοποιηθεί σε ένα ή περισσότερα σημεία των χρωμοσωμάτων - γονέων.

**Μετάλλαξη (Mutation):** Οι μεταλλάξεις είναι χαμηλής πιθανότητας  $p_m$  τυχαίες αλλαγές στα άτομα κάθε γενιάς ώστε να δημιουργηθούν τέκνα χωρίς διασταύρωση. Η μετάλλαξη παρέχει τη γενετική ποικιλομορφία και επιτρέπει στο γενετικό αλγόριθμο να ψάξει βέλτιστη λύση σε ένα ευρύτερο διάστημα.

**Καταλληλότητα (Fitness):** Το βασικότερο στοιχείο για την λειτουργία ενός ΓΑ. Η αποτελεσματικότητα του ΓΑ εξαρτάται από την σωστή και εύστοχη επιλογή της συνάρτησης καταλληλότητας ή αξιολόγησης. Συνήθως το πεδίο τιμών της παραπάνω συνάρτησης είναι από 0 έως 1, αναλόγως βέβαια και του προβλήματος, με την τιμή 1 να θεωρείται ότι έχει ευρεθεί το τέλειο χρωμόσωμα άρα και η βέλτιστη λύση ενώ η τιμή 0 ότι η λύση δεν έχει καμιά ευστοχία. Γενικότερα πάντως στα πακέτα που χρησιμοποιούν ΓΑ ελαχιστοποίηση της συνάρτησης αξιολόγησης συνεπάγεται βέλτιστη λύση του προβλήματος (π.χ. matlab).



## 2.4 Κύρια Χαρακτηριστικά ενός Γενετικού Αλγορίθμου

Οι ΓΑ όπως αναφέρθηκε ήδη, πλεονεκτούν στην λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους. Τα κυριότερα χαρακτηριστικά που επιδρούν στην υπεροχή τους αυτή, σύμφωνα με τον Goldberg (1989), είναι τα εξής:

1. Οι ΓΑ κωδικοποιούν το σύνολο των τιμών που μπορούν να πάρουν οι μεταβλητές του προβλήματος και χρησιμοποιούν αυτή την κωδικοποίηση και όχι τις μεταβλητές καθαυτές για την επίλυση: Συγκεκριμένα απαιτούν το σύνολο των φυσικών παραμέτρων της βελτιστοποίησης, να κωδικοποιηθεί σε συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους, κάνοντας χρήση ενός πεπερασμένου αλφαβήτου. Για παράδειγμα, αναφέρεται το εξής πρόβλημα βελτιστοποίησης: Έστω ένα μαύρο κουτί με πέντε δυαδικούς διακόπτες (on-off). Για κάθε συνδυασμό των διακοπών  $s$  παράγεται μία έξοδος  $f(s)$ . Ζητείται ο συνδυασμός των διακοπών που μεγιστοποιεί την έξοδο. Με τις παραδοσιακές εθόδους, το μέγιστο θα εντοπιζόταν με "παίξιμο" των διακοπών πηγαίνοντας από συνδυασμό σε συνδυασμό με ψάξιμο στα τυφλά, καθ' ότι δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Σε ένα ΓΑ όμως, η πρώτη ενέργεια είναι η κωδικοποίηση των διακοπών ως συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους. Μια απλή κωδικοποίηση θα μπορούσε να γίνει θεωρώντας μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους πέντε, όπου η κάθε θέση αναπαριστά ένα διακόπτη. Το 0 αντιστοιχεί στη θέση off και το 1 στη θέση on. δηλαδή, η συμβολοσειρά 11110

κωδικοποιεί το συνδυασμό κατά τον οποίο οι πρώτοι τέσσερις διακόπτες είναι on και ο τελευταίος off. Η κωδικοποίηση δεν είναι απαραίτητο να είναι πάντα δυαδική. Όπως θα φανεί και αργότερα, μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους, αρκετοί από τους οποίους ίσως και να μην είναι προφανείς. Το στοιχείο της κωδικοποίησης, όπως εξηγείται παρακάτω, είναι εκείνο που επιτρέπει στους ΓΑ να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων.

2. Οι ΓΑ κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα: Στις περισσότερες μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεκτικά από σημείο σε σημείο του πεδίου ορισμού του προβλήματος. Ωστόσο με τον τρόπο αυτό δημιουργούνται κίνδυνοι, ο κυριότερος από τους οποίους είναι να περιοριστεί η αναζήτηση σε μια περιοχή τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Οι ΓΑ εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων (σύνολο από συμβολοσειρές). Έτσι μπορούν να “ανεβαίνουν” πολλούς λόφους (hill climbing) την ίδια στιγμή, ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή. Επιστρέφοντας στο παράδειγμα με το μαύρο κουτί, οι κλασσικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Αντιθέτως, ένας ΓΑ αρχίζει το ψάξιμο του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούριους. Ένας αρχικός πληθυσμός θα μπορούσε να είναι, π.χ. 01101, 11000, 01000 και 10011. Έπειτα, “τρέχοντας” ο αλγόριθμος δημιουργεί νέους πληθυσμούς που σιγά σιγά συγκλίνουν προς την επιθυμητή λύση. Διαλέγοντας ένα πληθυσμό που να καλύπτει αντιπροσωπευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

3. Οι ΓΑ χρησιμοποιούν μόνο την αντικειμενική συνάρτηση και καμία επιπρόσθετη πληροφορία: Η αναζήτηση για την εύρεση των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων είναι κατά κάποιο τρόπο “τυφλή” καθώς αξιοποιεί μόνο όση πληροφορία περιέχεται στην αντικειμενική συνάρτηση πράγμα που της προσδίδει μεγάλη ευελιξία. Αντίθετα οι περισσότερες κοινές μέθοδοι αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες για τη συνάρτηση που επεξεργάζονται. Τέτοιου είδους πληροφορίες δεν προαπαιτούνται από τους ΓΑ. Έτσι όμως, προκύπτει το ερώτημα αν συφέρει να αγνοούνται οι βοηθητικές πληροφορίες. Γι' αυτό ακριβώς το λόγο έχουν αναπτυχθεί μορφές ΓΑ που αξιοποιούν και τέτοιου είδους πληροφορίες, δηλαδή χρησιμοποιούν υπάρχουσα γνώση που υπάρχει για την συγκεκριμένη συνάρτηση, την οποία και συνδυάζουν με την εφαρμογή ΓΑ. (Knowledge - Based Genetic Algorithms).

4. Οι ΓΑ χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες μετάβασης: Η χρήση πιθανοθεωρητικών κανόνων μετάβασης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των ΓΑ, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Δε λαβάνονται αποφάσεις στην τύχη. Το στοιχείο της τύχης χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα.

## 2.5 Βασικά Στοιχεία ενός Γενετικού Αλγορίθμου

Ένας αλγόριθμος πρέπει να έχει κάποια βασικά στοιχεία ώστε να θεωρείται γενετικός. Τα απαραίτητα συστατικά τα οποία τον συνδέουν με το προς επίλυση πρόβλημα, είναι η κωδικοποίηση των πιθανών λύσεων και η αντικειμενική συνάρτηση. Κωδικοποίηση (Coding): Κύριος στόχος της κωδικοποίησης είναι να αναπαριστά με ικανοποιητικό τρόπο τα επιμέρους χαρακτηριστικά των λύσεων, ώστε να διευκολύνει τις επόμενες λειτουργίες του αλγορίθμου (κυρίως την επιλογή). Η κωδικοποίηση που αφορά ένα σύνολο πιθανών λύσεων του προβλήματος πρέπει να γίνει με ένα μαθηματικό, φορμαλιστικό τρόπο, ώστε να είναι δυνατή η επεξεργασία από τον υπολογιστή. Εξάλλου, κωδικοποίηση υπάρχει και στο φυσικό μοντέλο (χρωμοσώματα) και μάλιστα όλες οι αλλαγές που παρατηρούνται στους οργανισμούς

γίνονται πάνω στα κωδικοποιημένα χαρακτηριστικά των χρωμοσωμάτων. Η κωδικοποίηση μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους αναλόγως και του προβλήματος. Η πιο απλή κωδικοποίηση είναι με δυαδικά ψηφία (bits). Στην περίπτωση αυτή κάθε λύση αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά (binary string) καθορισμένου μήκους. Πάντως, έχουν αναφερθεί ποικίλες μορφές κωδικοποιήσεων, που καθεμία εξαρτάται από το υπό εξέταση πρόβλημα. Δεν υπάρχει κάποια κωδικοποίηση η οποία να θεωρείται αποτελεσματική για κάθε είδους πρόβλημα, όπως επίσης είναι δυνατόν κάποιο πρόβλημα να επιδέχεται περισσότερες από μια κωδικοποιήσεις. Το σίγουρο είναι ότι η κωδικοποίηση είναι το κρίσιμο αρχικό βήμα στην εφαρμογή του ΓΑ και, αν δεν είναι προσεκτική, πιθανότατα θα αποβεί μοιραία για την επιτυχία του. Η καταλληλότητα της κωδικοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση που αισθάνεται για το συγκεκριμένο πρόβλημα ο σχεδιαστής αλλά και από την πείρα του η οποία έχει προκύψει από την ενασχόληση με παρόμοια προβλήματα. Συμβαίνει μερικές φορές, μάλιστα, προφανείς τρόποι κωδικοποίησης να μην είναι αρκετά αποτελεσματικοί. Σκεπτόμενος λοιπόν κάποιος όλα τα παραπάνω μπορεί να προβεί στην κρίσιμη ερώτηση για το ποιοι είναι οι παράγοντες εκείνοι οι οποίοι καθορίζουν το είδος της κωδικοποίησης που πρέπει να επιλεγεί για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Όμως ξεκάθαρη απάντηση δεν μπορεί να δοθεί η οποία να καλύπτει κάθε δυνατή περίπτωση. Μερικές γενικού τύπου συμβουλές θα φανούν στην παραπέρα ανάπτυξη του θέματος, με τη βοήθεια παραδειγμάτων.

Ένα παράδειγμα το οποίο μπορεί να ξεκαθαρίσει περαιτέρω της έννοια της κωδικοποίησης είναι το εξής: Έστω η συνάρτηση  $f(x) = x^3$ ,  $x \in [0, 63]$  και  $x$ : ακέραιος. Ζητείται το μέγιστο της συνάρτησης στο πεδίο ορισμού της. Για να λυθεί το πρόβλημα από ένα ΓΑ πρέπει να επινοηθεί ένας τρόπος κωδικοποίησης των πιθανών λύσεων. Ο πιο προφανής και τελικά, όπως θα αποδειχθεί, πιο αποτελεσματικός τρόπος κωδικοποίησης είναι να αναπαρασταθεί η κάθε λύση με μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους 6, που αριθμητικά θα ισοδυναμεί με την αντίστοιχη δεκαδική τιμή της λύσης. Έτσι καλύπτεται όλο το πεδίο ορισμού  $[0,63]$  από τις 64 δυνατές συμβολοσειρές (000000 - 111111) αυτού του είδους. Π.χ. η συμβολοσειρά 001001 αντιστοιχεί, κατά τα γνωστά, στην τιμή 9 του δεκαδικού συστήματος. Συνήθως, σε προβλήματα βελτιστοποίησης μαθηματικών συναρτήσεων, η δυαδική είναι η πιο βολική και αποδοτική κωδικοποίηση.

Αντικειμενική Συνάρτηση (Fitness Function): Το επόμενο ουσιαστικό στοιχείο για τον ΓΑ σε σχέση με το πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπίσει, είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αποτέλεσμα της συνάρτησης αυτής είναι μια τιμή, ανάλογη του πόσο καλά λύνεται το πρόβλημα, για κάθε αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά που λαμβάνει. Η τιμή αυτή αποτελεί και τον καθοριστικό παράγοντα επιβίωσης και πολλαπλασιασμού ή όχι του ατόμου. Η αντικειμενική συνάρτηση παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος στο τεχνητό μοντέλο. Ουσιαστικά, είναι η μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Όσο πιο εύκολα υπολογίσιμη είναι η συνάρτηση αυτή τόσο πιο γρήγορα εκτελείται ο αλγόριθμος. Για παράδειγμα, αν εξετάσουμε και πάλι την συνάρτηση  $f(x) = x^3$ ,  $x \in [0, 63]$ , είναι κατανοητό ότι η αντικειμενική συνάρτηση είναι η ίδια η  $f$ , η μεγιστοποίηση της οποίας αποτελεί το ζητούμενο. Έτσι, σε κάθε λύση, δηλαδή σε κάθε πιθανή τιμή της μεταβλητής  $x$ , αντιστοιχεί μια τιμή ικανότητας ή απόδοσης (fitness ή score), μια τιμή που αξιολογεί το πόσο καλή είναι η λύση για τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης και που, για αυτή την περίπτωση είναι η αυτή συνάρτηση. Με τον καθορισμό της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης, πλέον, ορίζεται το πρόβλημα και ολοκληρώνεται το πρώτο στάδιο εφαρμογής ενός ΓΑ. Αξίζει να σημειωθεί η αυτονομία και ανεξαρτησία αυτού του σταδίου από τα επόμενα μέρη. Οι λειτουργίες που ακολουθούν από εδώ και πέρα δεν εξαρτώνται από το πώς γίνεται η αναπαράσταση των ατόμων στο τεχνητό περιβάλλον και με ποιο τρόπο αξιολογούνται οι ικανότητές τους. Αυτό είναι σπουδαίο χαρακτηριστικό, διότι επιτρέπει την διαπραγμάτευση πολλών προβλημάτων με μια απλή αλλαγή στην αντικειμενική συνάρτηση, ίσως και

στην κωδικοποίηση. Η φάση ορισμού της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης υπάρχουν πάντα σε κάθε ΓΑ, ανεξαρτήτως του προβλήματος. Ακολουθεί η ανάλυση των γενετικών διαδικασιών που λαμβάνουν χώρα κατά την υλοποίηση ενός ΓΑ, μετά το πέρας των δυο προηγούμενων βημάτων. Σε αυτές τις διαδικασίες εκτελείται ο κύριος όγκος της εργασίας και παράγεται το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης.

**Αρχικοποίηση (Initialization):** Στο βήμα αυτό επιλέγεται το πλήθος και οι τιμές του αρχικού πληθυσμού, πάνω στον οποίο θα λάβουν χώρα οι λειτουργίες του ΓΑ. Το μέγεθος του πληθυσμού αυτού ορίζεται από τον χρήστη, είναι φυσικά μικρότερο από το δυνατό πλήθος τιμών της συνάρτησης του προβλήματος, ενώ η τιμή του κάθε χρωμοσώματος επιλέγεται με τυχαίο τρόπο ανάμεσα σε όλες τις δυνατές τιμές των μεταβλητών του προβλήματος. Σε μερικές υλοποιήσεις, η επιλογή των αρχικών σημείων γίνεται με ευρετικές μεθόδους, δίνοντας εξαρχής ένα πλεονέκτημα στην αναζήτηση. Έστω ότι επιλέγεται στο παραπάνω πρόβλημα ( $f(x) = x^3, x \in [0, 63]$ ), αρχικός πληθυσμός 8 ατόμων. Το κάθε άτομο θα έχει μήκος 6 δυαδικών ψηφίων, άρα πρέπει να επιλεχτούν τυχαία 48 δυαδικά ψηφία τα οποία μπορεί να προκύψουν από 48 διαδοχικές ρίψεις ενός τίμιου νομίσματος. Ένα πιθανό σενάριο θα πορούσε να βγάλει τις συμβολοσειρές 011011, 111000, 011000, 000000, 100000, 100001, 101010 και 110011. Αφού προκύψει η πρώτη γενιά, ο ΓΑ εισέρχεται στο επαναληπτικό μέρος του. Ο πληθυσμός αυτός πρέπει στην συνέχεια να αξιολογηθεί, δηλαδή να μετρηθεί η ικανότητα επιβίωσης του κάθε ατόμου χωριστά.

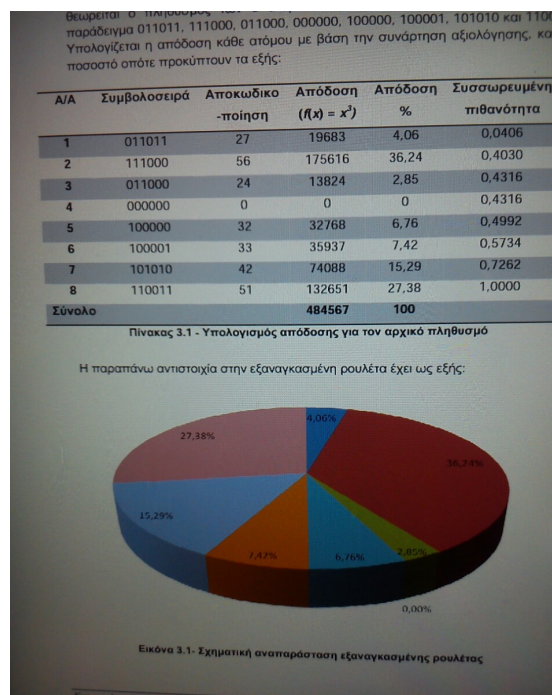
**Αποκωδικοποίηση (Decoding):** Προκειμένου να μπορέσει ο εκάστοτε πληθυσμός είτε της πρώτης είτε οποιασδήποτε γενιάς να αξιολογηθεί πρέπει πρώτα να γίνει η αποκωδικοποίησή του. Ο παραλληλισμός με το φυσικό μοντέλο, ίσως βοηθά στην κατανόηση αυτής της διαδικασίας: Στη φύση τα χρωμοσώματα ενός οργανισμού έχουν στα γονιδιά τους κωδικοποιημένα τα χαρακτηριστικά τους. Το σύνολο αυτής της κωδικοποιημένης γενετικής πληροφορίας ονομάζεται, γονότυπος. Ο γονότυπος δεν είναι αντιληπτός με τις φυσικές αισθήσεις των έμβιων όντων. Αντίθετα, αντιληπτή γίνεται η αλληλεπίδραση του με το περιβάλλον, που έχει ως αποτέλεσμα την ορατή εμφάνιση των χαρακτηριστικών αυτών. Ανάλογος είναι ο ρόλος της αποκωδικοποίησης στο τεχνητό μοντέλο. Εδώ το ρόλο του γονότυπου παίζει η δομή της συμβολοσειράς με τα δυαδικά ψηφία ως αντίστοιχα των γονιδίων π.χ. 110001. Ο φαινότυπος αναφέρεται στην παρατηρήσιμη εμφάνιση μιας συμβολοσειράς, στο πώς φαίνεται στο περιβάλλον της. Περιβάλλον, όμως, θεωρείται η αντικειμενική συνάρτηση, άρα ο φαινότυπος μιας συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην αποκωδικοποιημένη τιμή της δηλαδή  $49 = 1*25 + 1*24 + 1*20$ , που ανήκει στο σύνολο ορισμού της αντικειμενικής συνάρτησης.

**Υπολογισμός Ικανότητας ή Αξιολόγησης (Fitness Value):** Εφόσον λοιπόν πραγματοποιηθεί η αποκωδικοποίηση, τότε υπολογίζεται για κάθε αποκωδικοποιημένο άτομο η ικανότητα του για επιβίωση. Στη φύση οι ικανότητες των ατόμων δεν είναι προσδιορίσιμες με αυστηρό τρόπο. Είναι, όμως, καθορισμένες από το γενετικό υλικό των χρωμοσωμάτων τους. Εύκολα, πάντως, θα μπορούσε κανείς να ισχυριστεί, π.χ. για τα ζώα ότι μεγαλύτερη τύχη για επιβίωση έχουν όσα μπορούν να ξεφεύγουν από αρπαγές, να αντέχουν σε αρρώστιες και γενικά να αντιπαρέχονται τις όποιες αντιξοότητες παρουσιάζονται κατά τη διάρκεια της ζωής τους. Συνεπώς, ο υπολογισμός της ικανότητας είναι θεμελιώδης λειτουργία για το ΓΑ. Η εφαρμογή της είναι πολύ απλή ιδίως για απλά προβλήματα όπου για κάθε αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά του τρέχοντος πληθυσμού υπολογίζεται η απόδοσή της από την ήδη γνωστή αντικειμενική συνάρτηση. Σε πιο σύνθετα προβλήματα, ο υπολογισμός ικανότητας μπορεί να ισοδυναμεί με την εκτέλεση μιας εργαστηριακής προσομοίωσης.

**Αναπαραγωγή (Creating Next Generation):** Η διαδικασία αυτή αποτελεί την σημαντικότερη λειτουργία του ΓΑ. Η δομή της είναι σύνθετη και αποτελείται από την διασταύρωση και μετάλλαξη. Για να πραγματοποιηθούν όμως αυτές πρέπει προηγουμένως να έχει γίνει η επιλογή των ατόμων που θα αποτελέσουν τους γονείς, ώστε να δημιουργηθεί, με βάση αυτά, η επόμενη γενιά.

**Επιλογή (Selection):** Με την επιλογή, βρίσκει εφαρμογή στα πλαίσια του αλγορίθμου, ο νόμος της

επιβίωσης του ικανότερου. Ουσιαστικά επιλέγονται τα άτομα τα οποία θα λάβουν μέρος στην αναπαραγωγή και θα κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά μέρος ή το σύνολο των χαρακτηριστικών τους. Στόχος της λειτουργίας της επιλογής είναι να επιτρέψει εκθετική αύξηση των ικανότερων ατόμων και τελικά, μετά από αναπαραγωγή αρκετών γενεών, την επικράτησή τους. ΓΑ χωρίς επιλογή στην αναπαραγωγική του διαδικασία ισοδυναμεί με τυχαίο ψάξιμο. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές επιλογής κάθε μια από τις οποίες για να μπορεί να κριθεί θετικά, οφείλει να δίνει με κάποιο τρόπο, μεγαλύτερες πιθανότητες αναπαραγωγής σε άτομα που αξιολογούνται μέσα στο τεχνητό περιβάλλον ως τα πιο ικανά. Ο τελεστής αναπαραγωγής μπορεί να εκφραστεί σε αλγοριθμική βάση, με πολλούς τρόπους. Ο ευκολότερος από αυτούς θα μπορούσε να χαρακτηριστεί η έκφραση μέσω μιας εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε συμβολοσειρά ενός πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας, σε αναλογία με την απόδοσή της. Προκειμένου να εξηγηθεί περισσότερο η χρήση της εξαναγκασμένης ρουλέτας θεωρείται ο πληθυσμός των 8 ατόμων που δημιουργήθηκε στο προγενέστερο παράδειγμα 011011, 111000, 011000, 000000, 100000, 100001, 101010 και 110011. Υπολογίζεται η απόδοση κάθε ατόμου με βάση την συνάρτηση αξιολόγησης, και σε ποσοστό οπότε προκύπτουν τα εξής:



Τώρα είναι η ώρα να περιστραφεί η ρουλέτα 8 φορές έτσι ώστε σε κάθε περιστροφή να επιλέγεται και ένα άτομο για το νέο πληθυσμό, ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί στην διαδικασία της αναπαραγωγής. Έστω ότι έχει παραχθεί η εξής ακολουθία 8 τυχαίων αριθμών στο διάστημα

$[0,1]$ : 0.5663, 0.2358, 0.3569, 0.8597, 0.1234, 0.4212, 0.7187, 0.4567.

Για κάθε ένα από αυτούς τους αριθμούς εξετάζεται σε ποιο διάστημα της συσσωρευμένης πιθανότητας βρίσκεται και επιλέγεται το άτομο που ανήκει στο δεξιό άκρο του διαστήματος να περάσει στον νέο πληθυσμό. Άρα τα άτομα που θα περάσουν είναι τα 6, 2, 2, 8, 2, 3, 7 και 5. Παρατηρείται ότι το άτομο 4 με μηδενική απόδοση δεν συνεχίζει στον νέο πληθυσμό, όπως και το 1.

Για κάθε άτομο που επιλέγεται δημιουργείται ένα ακριβές αντίγραφο και το σύνολο των αντιγράφων αποτελούν τον δοκιμαστικό πληθυσμό πάνω στον οποίο θα εφαρμοστούν οι παρακάτω γενετικές διαδικασίες.

Κατά τη διαδικασία της επιλογής όχι απίθανο ενδεχόμενο είναι να μην επιλεγεί το ικανότερο άτομο του πληθυσμού. Προκειμένου να αποφευχθεί κάτι τέτοιο εφαρμόζεται μια τεχνική που ονομάζεται ελιτισμός

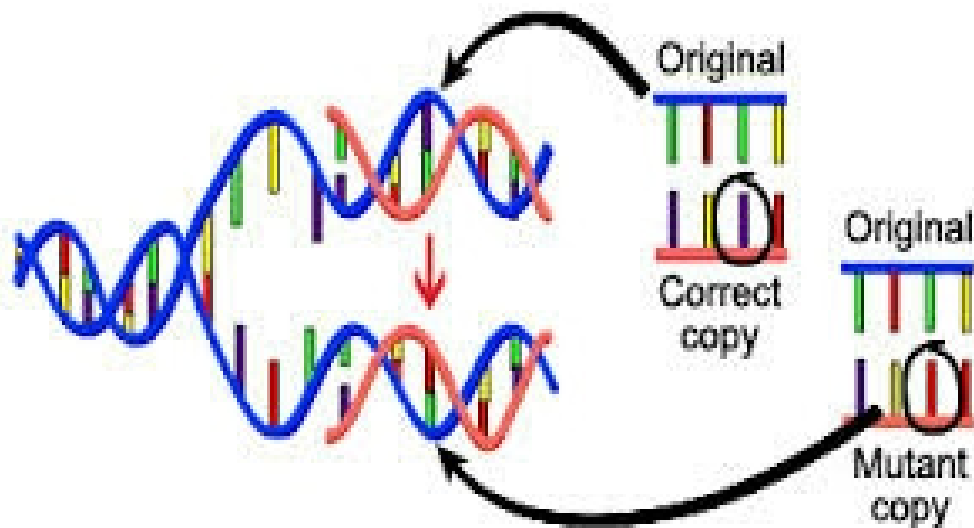
(elitism). Με τον ελιτισμό αντιγράφεται “χαριστικά” το ικανότερο άτομο στην επόμενη γενιά, προτού καν αρχίσει η επιλογή και εξασφαλίζεται έτσι η επιβίωσή του.

Η τεχνική του ελιτισμού ενέχει τον κίνδυνο της γρήγορης κυριαρχίας του πληθυσμού από ένα άτομο, το οποίο ναί μεν έχει συνήθως μεγάλη ικανότητα, αλλά δεν αποτελεί προϊόν εξαντλητικού ψαξίματος και αποδοτικής εργασίας του αλγορίθμου και τις περισσότερες φορές δεν είναι το βέλτιστο σημείο του χώρου αναζήτησης. Γι' αυτόν ακριβώς το λόγο, και σύμφωνα με τη διδακτορική εργασία του De Jong (1975), ο ελιτισμός είναι προτιμότερο να εφαρμόζεται σε περιπτώσεις τοπικής αναζήτησης, όπου όντως μπορεί να βελτιώσει αξιοσημείωτα την απόδοση. Διασταύρωση (Crossover): Ο προσωρινός πληθυσμός που προέκυψε από τη προηγούμενη διαδικασία πρέπει να περάσει από τη διαδικασία ζευγαρώματος για να πραγματοποιηθεί ένα είδος γονιοποίησης, όπως συμβαίνει και στη φύση. Η νέα, λοιπόν, ομάδα ατόμων που προέκυψε από την επιλογή σχηματίζει με τυχαίο τρόπο ομάδες των δύο. Το ποιος θα ζευγαρώσει με ποιον, από τα άτομα του προσωρινού πληθυσμού, ίσως να επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου. Όμως δεν έχει εντοπιστεί προς το παρόν βέλτιστος τρόπος ζευγαρώματος και σε όλες τις εφαρμογές το ζευγάρωμα γίνεται με τυχαίο τρόπο. Σε κάθε ομάδα, τα δύο μέλη παίρνουν μέρος σε μια απλή λειτουργία ανταλλαγής γενετικού υλικού που ονομάζεται διασταύρωση. Η διασταύρωση είναι μια απαραίτητη λειτουργία που συμβάλει αποφασιστικά στην επίδοση ενός ΓΑ. Εξ αιτίας αυτής της σπουδαιότητας, έχει γίνει αρκετή έρευνα και έχουν επινοηθεί πολλοί τρόποι υλοποίησης του. Μερικοί μπορούν να εφαρμοστούν σε κάθε τύπο προβλήματος, ενώ άλλοι είναι πιο κατάλληλοι και εξειδικευμένοι για ειδικές περιπτώσεις. Στόχος της διασταύρωσης είναι η νέα γενιά που θα προκύψει μετά την εφαρμογή της να περιλαμβάνει άτομα που θα διαφέρουν από τους γονείς τους και θα φέρουν συνδυασμό των καλύτερων χαρακτηριστικών τους. Ερευνητές που ασχολούνται χρόνια με τους ΓΑ υποστηρίζουν ότι, αν αφαιρεθεί η διασταύρωση από έναν ΓΑ, τότε μειώνεται σημαντικά η απόδοσή του, αλλά αυτή δεν είναι μια άποψη με καθολική αποδοχή (Michalewicz, 1992).

Ένα ενδεικτικό της χρησιμότητας της διασταύρωσης είναι η ανακατεύθυνση του ψαξίματος σε νέες περιοχές του χώρου αναζήτησης οι οποίες δεν έχουν διερευνηθεί ξανά. Έτσι διευρύνεται το πεδίο δράσης του αλγορίθμου και αυξάνουν οι πιθανότητες επιτυχίας του. Επίσης, τα νέα άτομα περιλαμβάνουν συνδυασμούς χαρακτηριστικών των γονέων τους και με αυτό τον τρόπο μπορούν να προκύψουν επιτυχημένοι συνδυασμοί υψηλής ικανότητας. Υπάρχει, βέβαια, το ενδεχόμενο η διασταύρωση να δώσει χειρότερα παιδιά από τους γονείς, αλλά αυτά δεν θα έχουν μεγάλη πιθανότητα πολλαπλασιασμού στον επόμενο αναπαραγωγικό κύκλο, λόγω μικρής απόδοσης. Στην πράξη, η διασταύρωση χρησιμοποιείται με παραμετροποιημένη μορφή, δηλαδή λαμβάνει χώρα με πιθανότητα, την λεγόμενη πιθανότητα διασταύρωσης (crossover probability)  $pc$ , που καθορίζεται από το σχεδιαστή του ΓΑ. Συνήθως, αυτή η πιθανότητα ποικίλει από πρόβλημα σε πρόβλημα, ενώ είναι δυνατό και να αλλάζει κατά τον χρόνο τρεξίματος. Επίσης, πρέπει να αναφερθεί ότι η τιμή αυτής της πιθανότητας επηρεάζει το χρόνο τρεξίματος του αλγορίθμου, δηλαδή τη σύγκλισή του. Η τιμή  $pc=1$ , σημαίνει συνεχή εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης, άρα το ψάξιμο γίνεται με μικρό βήμα. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα η αναζήτηση να γίνει σε όλο το χώρο, άρα ο αλγόριθμος θα συγκλίνει στο βέλτιστο, αλλά πολύ αργά. Αντίθετα, χρησιμοποιώντας μικρές τιμές της  $pc$  έχει σαν αποτέλεσμα το ψάξιμο να κάνει άλματα, άρα ο αλγόριθμος είναι πιθανόν να συγκλίνει πιο γρήγορα. Χρησιμοποιώντας μεγάλο βήμα, υπάρχει ο κίνδυνος, ο αλγόριθμος να ξεπεράσει το βέλτιστο και έτσι να αποκλίνει. Έτσι, επιλέγουμε συνήθως μεγάλο βήμα στην αρχή του ψαξίματος, και στη συνέχεια, όταν ο αλγόριθμος προσεγγίσει την τιμή του βέλτιστου, χρησιμοποιούμε μικρό βήμα αναζήτησης. Με αυτό τον τρόπο, μπορούμε να αυξήσουμε την ταχύτητα αναζήτησης, χωρίς να κινδυνεύουμε να αποκλίνει ο αλγόριθμος.

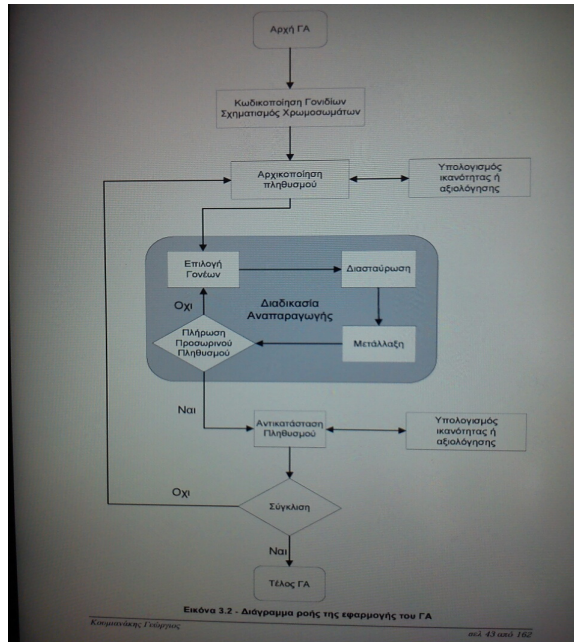
Μετάλλαξη (Mutation): Μετά την διαδικασία της διασταύρωσης ακολουθεί η μετάλλαξη. Αν και είναι λιγότερη σημαντική, ωστόσο κρίνεται ως χρήσιμη. Είναι μια λειτουργία που όταν συμβαίνει στη φύση δρα βελτιωτικά για τους οργανισμούς και γενικά για την εξέλιξη της ζωής. Ανάλογος είναι ο ρόλος της και στα τεχνικά περιβάλλοντα. Η λειτουργία της είναι απλή: Ενεργεί σε ένα μόνο οργανισμό κάθε φορά. Καθώς αντιγράφονται δυαδικά ψηφία από τον γονέα στον απόγονο, επιλέγεται τυχαία με μικρή πιθανότητα, τη λεγόμενη πιθανότητα μετάλλαξης (mutation probability)  $p_m$ , ένα ψηφίο και αντιστρέφεται (από 0 σε 1 ή το αντίστροφο), στην περίπτωση δυαδικής κωδικοποίησης.

Αν έχει υπάρξει κάποιο άλλο είδος κωδικοποίησης, τότε η διαδικασία της μετάλλαξης μπορεί να εφαρμοστεί με την εύρεση π.χ. του συμπληρώματος ως προς το αριθμητικό σύστημα (δεκαδικό ή δεκαεξαδικό κ.ο.κ) της κωδικοποίησης, του ψηφίου που επιλέχτηκε με βάση τη πιθανότητα μετάλλαξης. Είναι πολύ σημαντικό η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί η μετάλλαξη να είναι αρκετά μικρή (περίπου μία μετάλλαξη σε κάθε χίλια ψηφία που αντιγράφονται), γιατί σε αντίθετη περίπτωση ο ΓΑ εκφυλίζεται σε τυχαίο ψάξιμο.



Αν και υπάρχει κάποια σύγχυση για το ρόλο της μετάλλαξης, τόσο φυσικής όσο και τεχνητής, το σίγουρο είναι πως είναι απαραίτητη. Η μετάλλαξη λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα για τις περιπτώσεις, κατά τις οποίες η επιλογή και η διασταύρωση, ενδεχομένως, χάσουν κάποιες πολύτιμες γενετικές πληροφορίες. Όταν συμβαίνει, επιφέρει ποικιλία στον πληθυσμό, ανακατευθύνει την αναζήτηση και εξασφαλίζει ότι κανένα σημείο του χώρου αναζήτησης δεν μπορεί να αποκλειστεί εντελώς από τη διαδικασία του ψαξίματος. Προκειμένου να συνοψίσουμε όλα όσα αναφέρθηκαν σε αυτή την παράγραφο παρουσιάζεται το παρακάτω διάγραμμα ροής για την λειτουργία ενός ΓΑ:





## 2.6 Απαραίτητα τμήματα γενετικών αλγορίθμων για την επίλυση προβλημάτων.

Ένας ΓΑ για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα πρέπει να αποτελείται από τα παρακάτω πέντε τμήματα:

1. Μια γενετική αναπαράσταση των πιθανών λύσεων του προβλήματος.
2. Ένα τρόπο δημιουργίας ενός αρχικού πληθυσμού των πιθανών λύσεων.
3. Μια αντικειμενική συνάρτηση αξιολόγησης που παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος, κατατάσσοντας τις λύσεις με βάση την καταλληλότητά τους.
4. Γενετικούς τελεστές που μετατρέπουν τη σύνθεση των παιδιών.
5. Τιμές για διάφορες παραμέτρους που χρησιμοποιεί ο γενετικός αλγόριθμος (μέγεθος πληθυσμού, πιθανότητες εφαρμογής των γενετικών τελεστών, κ.λπ.).

Στο σημείο αυτό πρέπει να γίνει η εξής παρατήρηση. Για να γίνει η αναπαράσταση μιας μεταβλητής, που παίρνει τιμές στο διάστημα  $[\alpha, \beta]$  σε δυαδική μορφή, απαιτείται ο καθορισμός του μήκους της συμβολοσειράς. Αυτό υπολογίζεται εύκολα, αν μετατρέψουμε το άνω όριο σε δυαδικό αριθμό, και μετρήσουμε το μήκος της συμβολοσειράς που προκύπτει.

## 2.7 Εφαρμογές

Παρουσιάζονται στη συνέχεια μερικές αντιπροσωπευτικές εφαρμογές των γενετικών αλγορίθμων.

### I. Εύρεση μέγιστης τιμής αριθμητικών συναρτήσεων

Πρόκειται για την πιο καλά μελετημένη εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων. Η εύρεση του μέγιστου μιας συνάρτησης δεν είναι καθόλου εύκολη υπόθεση για συναρτήσεις πολλών μεταβλητών, οι οποίες εμφανίζουν ασυνέχειες, θόρυβο, κλπ. Το πλεονέκτημα που εμφανίζει η εφαρμογή τους σε αυτά τα προβλήματα είναι ότι η συνάρτηση καταλληλότητας είναι δεδομένη.

### II. Επεξεργασία εικόνων

Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση προτύπων, όπως ακμές, επιφάνειες, ακόμη και αντικείμενα, σε ψηφιοποιημένες εικόνες. Το αποτέλεσμα αυτής της επεξεργασίας μπορεί να αποτελέσει τη βάση για την ψηφιακή όραση.

### III. Σχεδίαση

Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη σχεδίαση κατασκευών και εξαρτημάτων, όπως π.χ. γέφυρες, μηχανολογικά εξαρτήματα, όπου ζητούμενο μπορεί να είναι τόσο η εύρεση μιας λύσης, όσο και η βελτιστοποίηση της. Οι αλγόριθμοι μπορούν να δοκιμάσουν συνδυασμούς και ιδέες που ο ανθρώπινος νους δε θα δοκίμαζε ποτέ, δίνοντας ενίοτε πρωτότυπα αποτελέσματα.

### IV. Μηχανική μάθηση

Στα συστήματα μηχανικής μάθησης οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανακάλυψη κανόνων if...then... Η πιο γνωστή εφαρμογή είναι αυτή των συστημάτων κατηγοριοποίησης (classified systems), ωστόσο οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί και σε παιχνίδια, επίλυση λαβυρίνθων, καθώς και για πολιτικές και οικονομικές αναλύσεις.

### V. Συνδυαστική βελτιστοποίηση

Πρόκειται για το κλασσικό πρόβλημα κατανομής πόρων σε δραστηριότητες, με σκοπό τη μεγιστοποίηση του οφέλους ή την ελάττωση του κόστους. Τα προβλήματα αυτής της κατηγορίας παρουσιάζουν συνδυαστική έκρηξη του χώρου αναζήτησης, ως προς το μέγεθος του προβλήματος, με αποτέλεσμα ο έλεγχος όλων των υποψήφιων λύσεων να είναι αδύνατος. Το πιο γνωστό πρόβλημα αυτής της κατηγορίας είναι αυτό του πλανόδιου πωλητή, όπου στόχος είναι η εύρεση της συντομότερης διαδρομής για την επίσκεψη ενός συνόλου πόλεων.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να δώσουν σε αυτό το πρόβλημα πολλές λύσεις κοντά στη βέλτιστη. Ένα άλλο πρόβλημα είναι η αποθήκευση κιβωτίων (bin packing) και αφορά την εύρεση του βέλτιστου τρόπου αποθήκευσης ενός αριθμού κιβωτίων σε περιορισμένο χώρο και έχει μεγάλη πρακτική σημασία στη βιομηχανία.

Τέλος στην κατηγορία αυτών των εφαρμογών εντάσσονται και τα προβλήματα καταμερισμού – χρονοπρογραμματισμού εργασιών (Job shop & Flow shop scheduling).

Γίνεται φανερό λοιπόν ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί σε διάφορα προβλήματα της Τεχνητής Νοημοσύνης και ιδιαίτερα σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Σε ορισμένα προβλήματα τα αποτελέσματα ήταν πολύ καλά ενώ σε άλλα αρκετά απογοητευτικά.

Πάντως, οι γενετικοί αλγόριθμοι όπως και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα στα οποία θα αναφερθούμε εκτενέστερα παρακάτω, αποτελούν έναν εύκολο τρόπο επίλυσης προβλημάτων με μεγάλη δυνατότητα προσαρμογής.

## Κεφάλαιο 3

*The Gene is by far the most sophisticated program around."*

*-Bill Gates, Business Week, June 27, 1994*

### 3.1 Πλεονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων

Η χρήση των ΓΑ σε διάφορες εφαρμογές είναι ελκυστική για αρκετούς λόγους. Οι κυριότεροι, ίσως, είναι οι εξής :

1.Μπορούν να λύσουν δύσκολα προβλήματα γρήγορα και αξιόπιστα.Ένας από τους σημαντικούς λόγους χρήσης των ΓΑ είναι η μεγάλη τους αποδοτικότητα. Τόσο η θεωρία, όσο και η πράξη έχουν δείξει ότι προβλήματα που έχουν πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες, λύσεις μπορούν να αντιμετωπιστούν καλύτερα από ΓΑ. Είναι δε αξιοσημείωτο ότι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις και καθιστούν ανεπαρκείς άλλες μεθόδους στην εύρεση των ακροτάτων τους, για τους ΓΑ αυτές οι διακυμάνσεις δεν αποτελούν σημεία δυσχέρειας.

2.Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τα υπάρχοντα μοντέλα και συστήματα. Οι ΓΑ προσφέρουν το σημαντικό πλεονέκτημα της χρήσης τους με προσθετικό τρόπο στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται σήμερα, μη απαιτώντας την επανασχεδιάσή τους. Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τον υπάρχοντα κώδικα, χωρίς μεγάλο κόπο. Αυτό συμβαίνει, διότι χρησιμοποιούν μόνο πληροφορίες της διαδικασίας ή συνάρτησης που πρόκειται να βελτιστοποιήσουν, δίχως να ενδιαφέρει άμεσα ο ρόλος της μέσα στο σύστημα ή η όλη δομή του συστήματος.

3.Είναι εύκολα επεκτάσιμοι και εξελίξιμοι. Όπως θα γίνει σαφές στα επόμενα κεφάλαια, οι ΓΑ δεν αντιστέκονται σε αλλαγές, επεκτάσεις και μετεξελίξεις, ανάλογα με την κρίση του σχεδιαστή. Σε πολλές εφαρμογές, έχουν αναφερθεί λειτουργίες των ΓΑ, που δεν είναι αντιγραμμένες από τη φύση ή που έχουν υποστεί σημαντικές αλλαγές, πάντα προς όφελος της απόδοσης. Παραλλαγές στο βασικό σχήμα δεν είναι απλά ανεκτές, αλλά σε ορισμένες περιπτώσεις επιβάλλονται.

4.Μπορούν να συμμετέχουν σε υβριδικές μορφές με άλλες μεθόδους. Αν και η ισχύς των ΓΑ είναι μεγάλη, σε μερικές ειδικές περιπτώσεις προβλημάτων, όπου άλλες μέθοδοι συμβαίνει να έχουν πολύ υψηλή αποδοτικότητα, λόγω εξειδίκευσης, υπάρχει η δυνατότητα χρησιμοποίησης ενός υβριδικού σχήματος ΓΑ με άλλη μέθοδο. Αυτό είναι αποτέλεσμα της μεγάλης ευελιξίας των ΓΑ



5.Εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο. Το χαρακτηριστικό, που τους εξασφαλίζει αυτό το πλεονέκτημα, είναι η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων που καθορίζουν την επιλογή μέσα στο τεχνικό περιβάλλον. Έτσι, ΓΑ μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην επίλυση μαθηματικών εξισώσεων, στην εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων και σε πολλούς άλλους τομείς.

6.Δεν απαιτούν περιορισμούς στις συναρτήσεις που επεξεργάζονται.Ο κύριος λόγος που καθιστά τις παραδοσιακές μεθόδους δύσκαμπτες και ακατάλληλες για πολλά προβλήματα είναι η απαίτησή τους για ύπαρξη περιορισμών, όπως ύπαρξη παραγώνων, συνέχεια, όχι «θορυβώδεις» συναρτήσεις κτλ. Τέτοιου είδους ιδιότητες είναι αδιάφορες για τους ΓΑ πράγμα που τους κάνει κατάλληλους για μεγάλο φάσμα προβλημάτων.

7.Δεν ενδιαφέρει η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας.Η μόνη «επικοινωνία» του ΓΑ με το περιβάλλον του είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από τη σημασία του προβλήματος. Βέβαια αυτό δε σημαίνει ότι δεν υπάρχουν άλυτα προβλήματα για τους ΓΑ Όπου όμως, δεν τα καταφέρνουν, η αιτία είναι η φύση του χώρου που ερευνούν και όχι το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος.

8.Έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού. Οι ΓΑ σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή είναι της τάξεως  $3 \text{ On}()$ , δηλαδή 10 άτομα αντιπροσωπεύουν περίπου 1000. Είναι, λοιπόν, προφανές ότι μπορούν να καλύψουν με αποδοτικό ψάξιμο μεγάλους χώρους σε μικρούς χρόνους.

9.Είναι η μόνη μέθοδος που κάνει ταυτόχρονα εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης και εκμετάλλευση της ήδη επεξεργασμένης πληροφορίας.Ο συνδυασμός αυτός σπάνια συναντάται σε οποιαδήποτε άλλη μέθοδο. Με το τυχαίο ψάξιμο γίνεται καλή εξερεύνηση του χώρου, αλλά δεν γίνεται εκμετάλλευση της πληροφορίας. Αντίθετα, με την αναζήτηση με μικρά άλματα στη συνάρτηση (hillclimbing) γίνεται καλή εκμετάλλευση της πληροφορίας, αλλά όχι καλή εξερεύνηση. Συνήθως τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι ανταγωνιστικά και το επιθυμητό είναι να συνυπάρχουν και τα δύο προς όφελος της όλης διαδικασίας. Οι ΓΑ επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς.

10.Επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση. Οι ΓΑ μπορούν να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα των παράλληλων μηχανών, αφού λόγω της φύσης τους, εύκολα μπορούν να δεχτούν παράλληλη υλοποίηση. Το χαρακτηριστικό αυτό αυξάνει ακόμη περισσότερο την απόδοσή τους, ενώ σπάνια συναντάται σε ανταγωνιστικές μεθόδους.

### **3.2 Μειονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων**

Η τεχνολογία των ΓΑ αν και δεν αποτελεί πρόσφατη ανακάλυψη, άρχισε ουσιαστικά να εφαρμόζεται τα τελευταία χρόνια. Η δυσπιστία με την οποία αντιμετώπιζαν οι επιστήμονες το όλο θέμα έχει αρχίσει πλέον να υποχωρεί. Ποιοι είναι, όμως, οι κυριότεροι λόγοι που ίσως θα μπορούσαν να σταθούν εμπόδιο στην εξάπλωση αυτής της τεχνολογίας; Παρακάτω παρουσιάζονται μερικοί, με τα αντίστοιχα αντεπιχειρήματά τους:

1. Προβλήματα εξοικείωσης με την γενετική.

Για τους περισσότερους που ασχολούνται με την Επιστήμη των Υπολογιστών, οι έννοιες της Εξέλιξης και της Φυσικής Επιλογής μπορεί να μην ηχούν παράξενα, αλλά δεν είναι και από τις πιο οικείες. Η Βιολογία δεν έχει άμεση σχέση με τους υπολογιστές, γι' αυτό και οι γνώσεις σχεδόν όλων όσοι ασχολούνται με

αυτή είναι σε πολύ γενικό επίπεδο. Παρόλα αυτά, για την κατανόηση των ΓΑ δεν απαιτούνται γνώσεις Γενετικής και Βιολογίας. Εκείνο το οποίο συμβαίνει με τους ΓΑ είναι ότι μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο κάποιες διαδικασίες, που παρατηρούνται στη φύση, χωρίς να ενδιαφέρει σε μεγάλο βαθμό λεπτομέρεια η λειτουργία τους και χωρίς να είναι απαραίτητο το γνωστικό υπόβαθρο που έχουν οι βιολόγοι για να μελετήσουν αυτά τα φαινόμενα. Οι όροι είναι δανεισμένοι από τη βιολογία με σκοπό την καλύτερη εισαγωγή και κατανόηση του θέματος και όχι την παραπομπή του μελετητή στα άγνωστα πεδία μιας ξένης επιστήμης και, τελικά, τη σύγχυσή του. Θα μπορούσε, ίσως, να παραληφθεί η αναφορά στη Γενετική και να γίνει μια παρουσίαση των ΓΑ ως «προσωπικές διαδικασίες για αναζήτηση και βελτιστοποίηση», όμως, αυτό μάλλον θα έκανε τα πράγματα δυσκολότερα. Εξάλλου είναι συνηθισμένο το φαινόμενο θεωρίες που είναι δανεισμένες από άλλες επιστήμες να διατηρούν την αυθεντική τους ορολογία (π.χ. στα Νευρωνικά Δίκτυα: νευρώνες, συνάψεις, κτλ.). Επιπλέον, το μέλλον και η εξέλιξη των ΓΑ δεν εξαρτώνται σε καμία περίπτωση από τις αντίστοιχες θεωρίες της Βιολογίας. Το αρχικό μοντέλο είναι δανεισμένο από εκεί, όμως η εφαρμογή του στα Τεχνητά Συστήματα έγινε με πλήθος διαφοροποιήσεων, προσαρμοσέων και «παρεκτροπών» με στόχο πάντα τη βελτίωση της απόδοσης. Πλέον, μπορούμε να μιλάμε για εξέλιξη και απογόνους των πρώτων ΓΑ και για μια πορεία τους στο χρόνο, πορεία η οποία είναι πλήρως ανεξάρτητη και αυτοδύναμη.

## 2. Το πρόβλημα του χρόνου.

Στη φύση, ως γνωστό, η εξέλιξη λειτουργεί με ρυθμούς πολύ αργούς. Χρειάζονται να περάσουν χιλιάδες γενιές, άρα και αρκετός χρόνος, για να αλλάξουν τα χαρακτηριστικά των ειδών και να διαφοροποιηθούν οι ικανότητες και η συμπεριφορά τους. Θέτουν, έτσι, ορισμένοι το ερώτημα: πώς είναι δυνατό ένα μοντέλο αναζήτησης λύσεων να έχει καλές επιδόσεις χρόνου, όταν είναι εμπνευσμένο από μια φυσική διαδικασία, που εξελίσσεται με ρυθμούς απίστευτα αργούς; Η απάντηση εδώ είναι απλή. Κατ' αρχήν, ακόμη και στη φύση, η εξέλιξη δεν είναι από μόνη της μια αργή διαδικασία. Εξέλιξη των ειδών συμβαίνει όταν αλλάζει το περιβάλλον τους και πρέπει να προσαρμοστούν στα καινούργια δεδομένα, ώστε να επιβιώσουν. Αλλαγές όμως, του περιβάλλοντος γίνονται με πολύ αργούς ρυθμούς και κατά συνέπεια και η εξέλιξη ακολουθεί αυτούς τους ρυθμούς. Αν οι αλλαγές του περιβάλλοντος γίνονται με γρηγορότερο τρόπο, τότε επιταχύνεται και η εξέλιξη. Αυτό, άλλωστε, παρατηρείται και στα βιολογικά εργαστήρια, όπου μικροοργανισμοί αλλάζουν τη συμπεριφορά τους αμέσως, όταν τοποθετούνται σε νέες συνθήκες. Επιπλέον, στο πεδίο των υπολογιστών, τα άτομα κωδικοποιούνται συνήθως ως συμβολοσειρές και οι συνθήκες του περιβάλλοντος μοντελοποιούνται με απλές μαθηματικές σχέσεις. Έτσι, το μοντέλο με το οποίο δουλεύει ο υπολογιστής δεν παρουσιάζει ιδιαίτερο υπολογιστικό φόρτο, συγκρινόμενο πάντα με αντίστοιχες μεθόδους. Το πλήθος των ατόμων, που κάθε φορά εξετάζεται, είναι από λίγες δεκάδες έως μερικές χιλιάδες, δηλαδή αρκετές τάξεις μεθόδους κάτω από το πλήθος των γονιδίων των χρωμοσωμάτων ενός έμβριου όντος. Ο ρυθμός που μπορούν να ζευγαρώνουν τα άτομα στους πιο γρήγορους υπολογιστές μπορεί να φτάσει το ένα εκατομμύριο ανά δευτερόλεπτο. Όσο μεγάλος και αν είναι ο χώρος που καλείται ο αλγόριθμος να ψάξει, η επεξεργασία μερικών μόνο ατόμων αρκεί, γιατί, όπως θα αναπτυχθεί και παρακάτω, τα άτομα αυτά θεωρούνται αντιπρόσωποι ολόκληρων κλάσεων. Έτσι, λοιπόν, οι ταχύτητες που μπορούν να επιτύχουν οι ΓΑ είναι πολύ υψηλές. Επίσης, όπως θα δούμε σε επόμενα, το μήκος της γενιάς (δηλ. ο αριθμός των ατόμων που περιλαμβάνει) επηρεάζει σημαντικά την ταχύτητα της εξέλιξης.

## 3.3 Γενετικοί αλγόριθμοι έναντι κλασικών μεθόδων βελτιστοποίησης

Οι ΓΑ πλεονεκτούν αισθητά στη λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης από τις παραδοσιακές μεθόδους. Αυτό συμβαίνει, διότι διαφέρουν θεμελιωδώς από αυτές. Τα κυριότερα νέα χαρακτηριστικά που τους διαφοροποιούν, αλλά και τους δίνουν υπεροχή είναι, σύμφωνα με τον D.

Goldberg [1], τα εξής:

1. Οι ΓΑ δουλεύουν με μια κωδικοποίηση ενός συνόλου τιμών που μπορούν να λάβουν οι μεταβλητές και όχι με τις ίδιες τις μεταβλητές του προβλήματος: Οι ΓΑ απαιτούν το σύνολο των φυσικών παραμέτρων της βελτιστοποίησης, να κωδικοποιηθεί σε συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους, κάνοντας χρήση ενός πεπερασμένου αλφάβητου. Για παράδειγμα, αναφέρεται το εξής πρόβλημα βελτιστοποίησης: Έστω ένα μαύρο κουτί με πέντε δυαδικούς διακόπτες (on-off). Για κάθε συνδυασμό των διακοπών  $s$  παράγεται μία έξοδος  $f(s)$ . Ζητείται ο συνδυασμός των διακοπών που μεγιστοποιεί την έξοδο. Με τις παραδοσιακές μεθόδους, το μέγιστο θα εντοπιζόταν με «παίξιμο» των διακοπών πηγαίνοντας από συνδυασμό σε συνδυασμό με ψάξιμο στα τυφλά, αφού δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Στο ΓΑ, όμως, η πρώτη ενέργεια είναι η κωδικοποίηση των διακοπών ως συμβολοσειρών πεπερασμένου μήκους. Μια απλή κωδικοποίηση θα μπορούσε να γίνει θεωρώντας μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους πέντε, όπου η κάθε θέση αναπαριστά ένα διακόπτη. Το 1 αντιστοιχεί στη θέση on και το 0 στη θέση off. Δηλαδή, η συμβολοσειρά 11110 κωδικοποιεί το συνδυασμό κατά τον οποίο οι πρώτοι τέσσερις διακόπτες είναι on και ο τελευταίος off. Η κωδικοποίηση δεν είναι απαραίτητο να είναι πάντα δυαδική. Όπως θα φανεί και αργότερα, μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους, αρκετοί από τους οποίους ίσως και να μην είναι προφανείς. Το στοιχείο της κωδικοποίησης, όπως εξηγείται παρακάτω, είναι εκείνο που επιτρέπει στους ΓΑ να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων.

2. Οι ΓΑ κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα: Σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεκτικά από σημείο σε σημείο του πεδίου ορισμού του προβλήματος. Αυτό, το βήμα προς βήμα, ενέχει αρκετούς κινδύνους, ο κυριότερος από τους οποίους είναι να περιοριστεί η αναζήτηση σε μια περιοχή τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Οι ΓΑ εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων (σύνολο από συμβολοσειρές). Έτσι μπορούν να «ανεβαίνουν» πολλούς λόφους (hillclimbing) την ίδια στιγμή, ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή. Γυρίζοντας στο παράδειγμα με το μαύρο κουτί, οι κλασικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Αντιθέτως, ένας ΓΑ αρχίζει το ψάξιμό του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούριους. Ένας αρχικός πληθυσμός θα μπορούσε να είναι, π.χ. 01101, 11000, 01000 και 10011. Έπειτα, «τρέχοντας» ο αλγόριθμος δημιουργεί νέους πληθυσμούς, που σιγά σιγά συγκλίνουν προς την επιθυμητή λύση. Διαλέγοντας έναν πληθυσμό που να καλύπτει αντιπροσωπευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

3. Οι ΓΑ χρησιμοποιούν μόνο την αντικειμενική συνάρτηση και καμία επιπρόσθετη πληροφορία: Πολλές μέθοδοι αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες για τη συνάρτηση που επεξεργάζονται. Τέτοιου είδους πληροφορίες δεν προαπαιτούνται από τους ΓΑ Το ψάξιμό τους είναι κατά κάποιο τρόπο «τυφλό», με την έννοια ότι αξιοποιούν μόνο όση πληροφορία περιέχεται στην αντικειμενική συνάρτηση. Αυτό προσδίδει μεγάλη ευελιξία, αλλά από την άλλη προκύπτει το ερώτημα αν συμφέρει να αγνοούνται βοηθητικές πληροφορίες. Γι' αυτό έχουν αναπτυχθεί μορφές ΓΑ που αξιοποιούν και τέτοιες πληροφορίες (Knowledge-Based Genetic Algorithms).

4. Οι ΓΑ χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες αναζήτησης και όχι ντετερμινιστικούς: Η χρήση πιθανοθεωρητικών κανόνων αναζήτησης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των ΓΑ, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Δηλαδή, δεν λαμβάνονται αποφάσεις με το «στρίψιμο ενός νομίσματος». Το στοιχείο της τύχης, που εφαρμόζεται μέσω των γενετικών τελεστών, χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα.

## Κεφάλαιο 4

### 4.1 Ανάλυση/Επεξεργασία εικόνων

Επεξεργασία εικόνας ονομάζεται κάθε μορφή αλγοριθμικής επεξεργασίας, ανάλυσης και χειρισμού ψηφιακών δεδομένων εικόνας ή βίντεο, όπως και το σχετικό επιστημονικό πεδίο της πληροφορικής. Στην επεξεργασία εικόνας, τόσο η είσοδος όσο και η έξοδος των υπολογισμών είναι δεδομένα εικόνας / βίντεο (έγχρωμα, ασπρόμαυρα ή σε αποχρώσεις του γκριζου). Από την επεξεργασία εικόνας εκπορεύονται επίσης και αλγόριθμοι ανάλυσης / κατανόησης εικόνας, αλλά εκεί υφίσταται επικάλυψη με το συγγενές γνωστικό πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης ονόματι μηχανική όραση. Μεγάλο μέρος του επιστημονικού υποβάθρου της επεξεργασίας εικόνας παρέχεται από την επεξεργασία σήματος, καθώς η ψηφιακή εικόνα μπορεί να θεωρηθεί δισδιάστατο χωρικό σήμα και το βίντεο τρισδιάστατο χωροχρονικό σήμα.

Η Ανάλυση της εικόνας λαμβάνει ως είσοδο ολόκληρη την περιοχή της εικόνας του αντικειμένου και εντοπίζει η επικαλυπτόμενες περιοχές από pixels οι οποίες ορίζουν τα blocks της εικόνας. Στη συνέχεια γίνεται ο διαχωρισμός των pixels κάθε block από την υπόλοιπη εικόνα. Ο διαχωρισμός αυτός αποτελεί ένα σημαντικό στάδιο στην μεθοδολογία επίλυσης του προβλήματος γιατί παράγει υποπεριοχές της εικόνας με διάσταση μικρότερης της αρχικής και διαφορετικού πληροφοριακού περιεχομένου.

Τα τελευταία χρόνια έχουμε μια ραγδαία αύξηση του αριθμού των εικόνων, που συναντάμε σε ψηφιακή μορφή και προέρχονται από διάφορες πηγές: ψηφιακές φωτογραφικές μηχανές, δορυφόροι, σαρωτές κτλ. Ο σκοπός της λήψης τους εξαρτάται από τον σκοπό για τον οποίο προορίζονται να χρησιμοποιηθούν. Ωστόσο κοινός παρανομαστής σε όλες αποτελεί η ανάγκη για ερηνεία της περιεχόμενης πληροφορίας τους. Με τον όγκο των δεδομένων να αυξάνει συνεχώς και την υποκειμενικότητα της ανθρώπινης αντίληψης στην ερμηνεία τους, αναπτύσσεται έντονα η ανάγκη εύρεσης αυτόματων μεθόδων ερμηνείας των εικόνων. Και ενώ η ερηνεία των πληροφοριών που υπάρχουν σε μια εικόνα, μπορεί να γίνει με επιτυχία από τους φωτοερηνευτές με σχετική ευκολία, δεν συμβαίνει το ίδιο με έναν εξελιγμένο ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η σημασιολογική ανάλυση του περιεχομένου μιας εικόνας, μπορεί να αποτελεί μια προαιώνια βιολογική διεργασία του ανθρώπινου εγκεφάλου που εκτελείται συνεχώς, όμως για τον ηλεκτρονικό υπολογιστή, είναι μια πρόκληση των τελευταίων δεκαετιών.

Η αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών, είναι ένα αντικείμενο ενδιαφέροντος πολλών πεδίων σύγχρονων εφαρμογών και είναι υπό συνεχή εξέταση και αναθεώρηση. Υπάρχει έντονη η ανάγκη αυτοματοποίησης της αναγνώρισης και χαρτογράφησης των τοπογραφικών, γεωορφολογικών και ανθρωπογενών χαρακτηριστικών, ώστε η διαδικασία να καταστεί λιγότερο επίπονη χρονικά, χρησιμοποιώντας τις κατάλληλες μεθόδους αυτοματοποίησης.

Ωστόσο κατά καιρούς, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι, οι οποίοι έχουν σκοπό να βοηθήσουν τόσο στην φωτοερμηνεία των εικόνων. Οι αλγόριθμοι αυτοί εμπλέκουν συνήθως πλήθος παραμέτρων, με αποτέλεσμα να καθίσταται ιδιαίτερα πολύπλοκη η χρησιμοποίησή τους και ακόμα δυσκολότερος ο εντοπισμός των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων αυτών. Την διαδικασία αυτή έρχονται να απλουστεύσουν οι γενετικοί αλγόριθμοι μέσω των οποίων αναζητούνται οι βέλτιστες τιμές των παραπάνω παραμέτρων με βάση την ύπαρξη μιας συνάρτησης αξιολόγησης, χωρίς ωστόσο να

πραγματοποιείται δοκιμή όλων των τιμών των παραμέτρων αυτών.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι πολύ χρήσιμοι στην επίλυση προβλημάτων όπου μία αναλυτική διαδικασία είναι δύσκολη ή και αδύνατη. Αυτό το αντίγραφο της Μόνα Λίζα του Λεονάρντο Ντα Βίντσι φτιάχτηκε με έναν σχετικά απλό αλγόριθμο του Roger Alsing ο οποίος (αλγόριθμος) με ένα πληθυσμό 2 παραγόντων μπορεί να αναπαράγει μία εικόνα χρησιμοποιώντας 50 ημιδιαφανή πολύγωνα.



Ο κώδικας ακολουθεί το παρακάτω σκεπτικό:

0) Δημιουργία μιας τυχαίας αλληλουχίας DNA (εκκίνηση εφαρμογής)

1) Αντιγραφή και μικρή μετάλλαξη του DNA

2) Χρήση του νέου DNA για την απεικόνιση με πολύγωνα

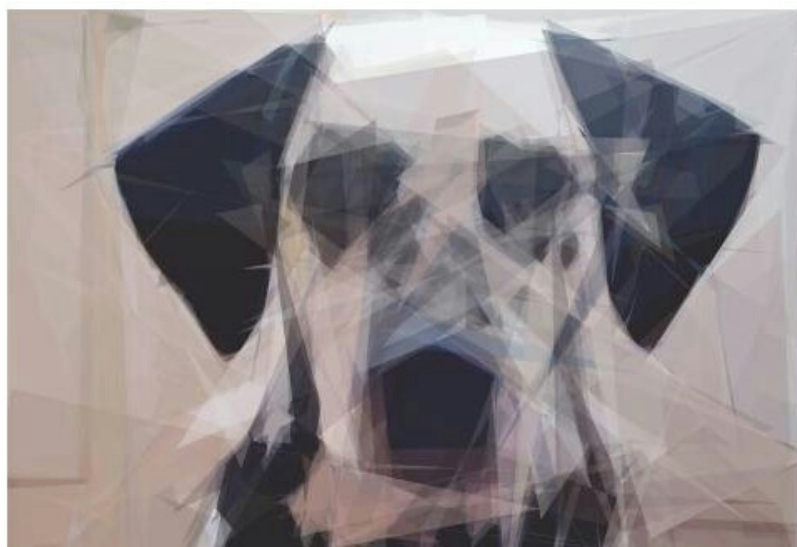
3) Σύγκριση της εικόνας με το πρωτότυπο

4) Αν η εικόνα με το νέο DNA είναι πιο κοντά στο πρωτότυπο, χρήση του νέου DNA για την επόμενη γενιά

5) επανάληψη από το 1

Ο περιορισμός είναι η χρήση μόνο 50 ημιδιαφανών πολυγώνων.

Η παρακάτω εικόνα έγινε με κανόνα 150 πολυγώνων:



## 4.2 Γενετικοί Αλγόριθμοι στην επίλυση Διαφορικών Εξισώσεων



Διαφορική εξίσωση είναι μια μαθηματική εξίσωση που συσχετίζει τις τιμές μιας άγνωστης συνάρτησης μιας ή περισσότερων μεταβλητών και των παραγώγων της πρώτου, δεύτερου ή ανώτερου βαθμού. Οι διαφορικές εξισώσεις παίζουν προεξάρχοντα ρόλο στη Φυσική. Επίσης έχουν πολύ σημαντικές εφαρμογές στην Τεχνολογία, τα Οικονομικά, τη Βιολογία και άλλα επιστημονικά πεδία. Οι Γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης. Μια τέτοια τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση διαφορικών εξισώσεων.

Υπάρχουν ορισμένα θεμελιώδη οικονομικά θέματα που οδηγούν σε διαφορικές εξισώσεις. Για παράδειγμα, λαμβάνοντας υπόψη την ισορροπία της ζήτησης-προσφοράς, μπορούμε να εξετάσουμε τη μεταβολή της τιμής ως λόγος της διαφοράς μεταξύ προσφοράς και ζήτησης.

demand(D)-supply(S)-price(P)=προσφοράς-ζήτησης-τιμή

$$\Delta P/\Delta t = \alpha(D(t)-S(t)) \quad \text{όπου } \alpha \text{ είναι μια θετική σταθερά.}$$

$$P'(t) = \alpha(D(t)-S(t))$$

Όταν η ζήτηση υπερβαίνει την προσφορά, η δεξιά πλευρά αντιπροσωπεύει μια θετική αξία, πράγμα που σημαίνει ότι P είναι μια αύξουσα συνάρτηση. Επισήμως, μπορούμε να εξετάσουμε το γενικό πρόβλημα Cauchy.

$$y' = f(x, y) \quad , \quad y(x_0) = y_0$$

όπου x είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή και η  $y = y(x)$  είναι η εξαρτημένη μεταβλητή.

$$f : [x_0 - X, x_0 + X] + [y_0 - Y, y_0 + Y] \rightarrow \mathbb{R}$$

είναι συνεχής και ικανοποιεί τη συνθήκη Lipschitz

$$|f(x, y_1) - f(x, y_2)| \leq L |y_1 - y_2|$$

όπου προκύπτει μία ενιαία λύση y. Υπάρχουν πολλές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για να βρουν τη λύση, αλλά, στην πράξη, μπορούμε πάντα να λύσουμε το πρόβλημα με τη χρήση αριθμητικών μεθόδων. Ο στόχος είναι να χρησιμοποιήσουμε την μια μέθοδο, των γενετικών αλγορίθμων.

Πιθανές λύσεις

Όπως κ στην περίπτωση με την μαθηματική μέθοδο θα βρούμε τις τιμές της άγνωστης συνάρτησης  $y = y(x)$ ,  $y: [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  Σύμφωνα με ένα σύνολο ίσαπέχουσων τιμών με την ανεξάρτητη μεταβλητή.

$$x_0 = a < x_1 < \dots < x_n = b \quad x_i = a + ih, \quad h = (b - a) / n$$

Συμβολίζουμε με

$$y_i = y(x_i), i = 1 \dots n$$

οι τιμές του άγνωστου  $\gamma$ , σύμφωνα με την διαίρεση. Έτσι, ο φορέας  $(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)$  είναι μια απόδεκτη λύση.

### Πληθυσμός.

Χρησιμοποιώντας το βιολογικό μοτίβο, θα εξετάσουμε τον πληθυσμό ως ένα υποσύνολο του συνόλου των χρωμοσωμικών συνδυασμών, δηλαδή ένα υποσύνολο των αποδεκτών λύσεων. Λαμβάνοντας υπόψη μια στιγμή  $t$ , ορίζουμε τον πληθυσμό από  $P(t)$ .

Ένα άτομο  $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)$  χαρακτηρίζεται από την γενετική κληρονομιά του, δηλαδή τις  $\gamma_i$  τιμές.

### Επιλογή.

Τα άτομα σε ένα βιολογικό πληθυσμό είναι λιγότερο ή περισσότερο εφικτό να προσαρμοστούν. Έτσι, προκειμένου να μιμηθούμε βιολογικούς παράγοντες (φυσικούς) στην επιλογή, θα επιλέξουμε, σε κάθε στάδιο, μόνο ένα υποσύνολο των ατόμων, δηλαδή σε αυτούς που προσαρμόζονται καλύτερα. Προκειμένου να αξιολογηθεί κάθε άτομο, θα χρησιμοποιήσουμε την ακόλουθη κατά προσέγγιση φόρμουλα για το παράγωγο

$$y'(x_i) \approx (y_i - y_{i-1})/h$$
$$| y'(x_i) - (y_i - y_{i-1})/h | \leq \text{const} * h$$

Κατά συνέπεια, η διακριτή μορφή του προβλήματος θα είναι:

$$(y_i - y_{i-1})/h = f(x_i, y_i), \quad i=1 \dots n \quad (1)$$

Το σύστημα είναι, μη γραμμικό. Η εύρεση του φορέα  $(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)$  που πληροί τις παραπάνω προϋποθέσεις είναι ο στόχος μας. Φυσικά, για μια απόδεκτη λύση, δεν έχουμε την ισότητα (1), και, κατά συνέπεια, πρέπει να λάβουμε υπόψη τον τύπο σφάλματος.

## **4.3 Μεγιστοποίηση συνάρτησης με χρήση γενετικών αλγορίθμων**

Αυτό το παράδειγμα δείχνει πώς μπορούμε με το πρόγραμμα MATLAB να προχωρίσουμε στην μεγιστοποίηση της  $f(x) = x^2$  με χρήση γενετικών αλγορίθμων, όπου το  $x$  κυμαίνεται από 0, έως 31. Εκτελούμε 4 επαναλήψεις.

κώδικας:

```
%program for Genetic algorithm to maximize the function f(x) =xsquare
clear all;
clc;
%x ranges from 0 to 31 2power5 = 32
%five bits are enough to represent x in binary representation
n=input('Enter no. of population in each iteration');
nit=input('Enter no. of iterations');
%Generate the initial population
[oldchrom]=initbp(n,5)
%The population in binary is converted to integer
FieldD=[5;0;31;0;0;1;1]
for i=1:nit
phen=bindecod(oldchrom,FieldD,3);% phen gives the integer value of the
```

```

binary population %obtain fitness value
sqx=phen. ^2;
sumsqx=sum(sqx);
avsqx=sumsqx/n;
hsqx=max(sqx);
pselect=sqx./sumsqx;
sumpselect=sum(pselect);
avpselect=sumpselect/n;
hpselect=max(pselect);
%apply roulette wheel selection
FitnV=sqx;
Nsel=4;
newchrix=selrws(FitnV, Nsel);
newchrom=oldchrom(newchrix,:);
%Perform Crossover
crossoverrate=1;
newchromc=recsp(newchrom,crossoverrate);%new population after crossover
%Perform mutation
vlub=0:31;
mutationrate=0.001;
newchromm=mutrandbin(newchromc,vlub,mutationrate);%new population after
mutation disp('For iteration');
i
disp('Population');
oldchrom
disp('X');
phen
disp('f(X)');
sqx
oldchrom=newchromm;
end
.....

%Perform Crossover
crossoverrate=1;
newchromc=recsp(newchrom,crossoverrate);%new population after crossover
%Perform mutation
vlub=0:31;
mutationrate=0.001;
newchromm=mutrandbin(newchromc,vlub,mutationrate);%new population after
mutation disp('For iteration');
i
disp('Population');
oldchrom
disp('X');
phen
disp('f(X)');

```

```
sqx
oldchrom=newchromm;
end
```

Output

Code:

Enter no. of population in each iteration4

Enter no. of iterations4

oldchrom =

1 0 0 1 0

0 1 0 1 0

0 0 1 1 0

1 1 1 1 0

FieldD =

5

0

31

0

0

1

1

For iteration

i =

1

Population

oldchrom =1 0 0 1 0

0 1 0 1 0

0 0 1 1 0

1 1 1 1 0

X

phen =

18

10

6

30

f(X)

sqx =

324

100

36

900

For iteration

i =

2

Population

oldchrom =

1 1 1 0 0

0 1 1 0 1

0 0 1 1 0  
1 0 1 0 1  
X  
phen =  
28  
13  
6  
21  
f(X)  
sqx =  
784  
169  
36  
441  
For iteration  
i =  
3  
Population  
oldchrom =  
0 0 0 0 1  
0 0 1 1 1  
0 0 0 0 1  
1 0 1 0 0X  
phen =  
1  
7  
1  
20  
f(X)  
sqx =  
1  
49  
1  
400  
For iteration  
i =  
4  
Population  
oldchrom =  
1 0 0 0 0  
1 1 0 1 1  
1 0 0 1 1  
0 1 1 1 1  
X  
phen =  
16  
27

19  
15  
f(x)  
sqx =  
256  
729  
361  
225

#### 4.4 Δημιουργία και ελαχιστοποίηση Συνάρτησης Καταλληλότητας

Αυτό το παράδειγμα δείχνει πώς μπορούμε να δημιουργήσουμε και να ελαχιστοποιήσουμε μια συνάρτηση καταλληλότητας χρησιμοποιώντας το γενετικό αλγόριθμο στο Optimization Toolbox.

##### Simple Fitness Function

Εδώ θέλουμε να ελαχιστοποιηθεί μια απλή λειτουργία των δύο μεταβλητών

$$\min_x f(x) = 100 * (x(1) ^ 2 - x(2)) ^ 2 + (1 - x(1)) ^ 2;$$

##### Κωδικοποίηση της λειτουργίας Fitness

Δημιουργούμε ένα αρχείο MATLAB όνομα simple\_fitness.m με τον ακόλουθο κώδικα σε αυτό:

```
function y = simple_fitness(x)
y = 100 * (x(1)^2 - x(2)) ^2 + (1 - x(1))^2;
```

Ο γενετικός αλγόριθμος υποθέτει ότι η συνάρτηση καταλληλότητας θα λάβει μία είσοδο x, όπου x είναι ένα γραμμικό διάνυσμα με τόσα στοιχεία όσα ο αριθμός των μεταβλητών του προβλήματος. Η λειτουργία καταλληλότητας υπολογίζει την τιμή της συνάρτησης και επιστρέφει την τιμή στο y.

##### Ελαχιστοποίηση Χρήσιμοποιώντας ΓΑ

Για να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση καταλληλότητας χρησιμοποιώντας ΓΑ, θα πρέπει να περάσει φτιάξουμε την συνάρτηση fitness , καθώς και να καθορίσουμε τον αριθμο των μεταβλητών του προβλήματος.

```
FitnessFunction = @ simple_fitness?
numberOfVariables = 2?
[X, fval] = GA (FitnessFunction, numberOfVariables)
```

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

x =

0.9652 0.9340

fval =

0.0017

Το x που επιστρέφεται είναι το καλύτερο βέλτιστο που υπολογίστηκε από τον ΓΑ. Η fval είναι η τιμή της συνάρτησης @ simple\_fitness.

## Κεφάλαιο 5

### Οργάνωση ενός Προβλήματος στο Matlab

#### ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΟΥ TOOLBOX ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΤΟ MATLAB

Το matlab διαθέτει μια σειρά εργαλειοθηκών, μέσω των οποίων επιτυγχάνει την επίλυση προβλημάτων. Ανάμεσα σε αυτές βρίσκεται και η εργαλειοθήκη των ΓΑ και συγκεκριμένα η Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox. Μέσω της εργαλειοθήκης αυτής είναι δυνατή η επίλυση προβλημάτων ΓΑ είτε σε γραφικό περιβάλλον είτε με την βοήθεια κώδικα.

Καθότι το πρόβλημα που εξετάζεται χαρακτηρίζεται ως σύνθεση προβλήματος τηλεπισκόπησης σε συνδυασμό με ΓΑ, θα εξεταστούν στα εδάφια παρακάτω οι επιλογές - δυνατότητες της εργαλειοθήκης μέσω συγγραφής κώδικα.

#### Οργάνωση ενός Προβλήματος

Ο ΓΑ στο matlab αναζητά το ελάχιστο μιας δοθείσας συνάρτησης. Όσο πιο ευρύ είναι το πεδίο αναζήτησης τόσο περισσότερες πιθανότητες υπάρχουν να μην αποκλειστεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο αλλά να εντοπίσει το ολικό ελάχιστο. Προκειμένου να λειτουργήσει σωστά ο ΓΑ πρέπει να δοθούν αρχικά, τουλάχιστον δυο συνθήκες και συγκεκριμένα η συνάρτηση αξιολόγησης και ο αριθμός των μεταβλητών, για τις οποίες επιδιώκουμε την εύρεση των τιμών τους, ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση. Συγκεκριμένα η εντολή που πρέπει να δοθεί είναι:

```
[x,Fval,exitFlag,Output] = ga(FitnessFunction,numberOfVariables)
```

Η έξοδος του ΓΑ αποτελείται από 4 στοιχεία. Το πρώτο, x, μας δίνει τις τιμές των μεταβλητών για τις οποίες ελαχιστοποιήθηκε η συνάρτηση, η Fval την τιμή της ελαχιστοποιημένης συνάρτησης, η exitFlag τον λόγο για τον οποίο σταμάτησε η εκτέλεση του ΓΑ και η Output διάφορες πληροφορίες που προκύπτουν από την εκτέλεση του ΓΑ π.χ. σε ποια γενιά σταμάτησε η εκτέλεση του. Υποχρεωτικές έξοδοι είναι οι δυο πρώτες μόνο ώστε να λειτουργήσει ο ΓΑ. Για παράδειγμα έστω ότι το πρόβλημα απαιτεί την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης.

$$f(x) = 100 * (x(1)^2 - x(2))^2 + (1 - x(1))^2$$

Ο αριθμός των μεταβλητών είναι δυο x(1), x(2). δημιουργείται ένα αρχείο matlab που ονομάζεται π.χ. simple\_fitness.m, μέσα στο οποίο τοποθετείται ο κώδικας

```
function y = simple_fitness(x)
y = 100 * (x(1)^2 - x(2))^2 + (1 - x(1))^2
```

Προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση έσω ΓΑ δημιουργείται ο παρακάτω κώδικας

```
FitnessFunction = @simple_fitness;
numberOfVariables = 2;
[x,fval] = ga(FitnessFunction,numberOfVariables)
```

Το αποτέλεσμα από την εκτέλεση του κώδικα αυτού είναι:

```
x = [0.9652 0.9340]
fval = 0.0017
```

Προκειμένου όμως να δώσει ο ΓΑ το παραπάνω αποτέλεσμα υπάρχει μια σειρά από επιλογές οι οποίες



περνούν στον ΓΑ διάφορα ορίσματα ώστε αυτός να μπορέσει να δώσει αποτέλεσμα. Συγκεκριμένα οι προκαθορισμένες τιμές για αυτές τις επιλογές παρουσιάζονται στο παρακάτω πίνακα

Επιλογή	Τιμή
PopulationType	'doubleVector'
PopInitRange	[2x1 double]
PopulationSize	20
EliteCount	2
CrossoverFraction	0.8000
ParetoFraction	[ ]
MigrationDirection	'forward'
MigrationInterval	20
MigrationFraction	0.2000
Generations	100
TimeLimit	Inf
FitnessLimit	-Inf
StallGenLimit	50
StallTimeLimit	Inf
TolFun 1.0000e	-006
TolCon 1.0000e	-006
InitialPopulation	[ ]
InitialScores	[ ]
InitialPenalty	10
PenaltyFactor	100
PlotInterval	1
CreationFcn	@gacreationuniform
FitnessScalingFcn	@fitscalingrank
SelectionFcn	@selectionstochunif
CrossoverFcn	@crossoversscattered
MutationFcn	{[1x1 function handle] [1] [1]}
DistanceMeasureFcn	[ ]
HybridFcn	[ ]
Display 'final' PlotFcns	[ ]
OutputFcns	[ ]
Vectorized	'off'
UseParallel	'never'

Πίνακας 4.1 - Προεπιλεγμένες τιμές για τις επιλογές εκτέλεσης ενός ΓΑ ([ ] : Μη ύπαρξη προεπιλεγμένης τιμής παρακάτω αναλύονται οι διαφορετικές δυνατές επιλογές τιμών για κάθε μια από τις παραπάνω επιλογές.

### 1.Ανάλυση της Επιλογής Population Type:

Η επιλογή Population type καθορίζει το είδος του πληθυσμού, δηλαδή τι τύπο θα έχουν τα δεδομένα που θα εισέλθουν στην συνάρτηση αξιολόγησης. Τα δεδομένα μπορούν να είναι:

\*Double Vector ('doubleVector'), όπου είναι και ο προκαθορισμένος τύπος,

\*Bit string ('bitstring') δηλαδή συμβολοσειρές από δυαδικά ψηφία και

\*Custom ('custom'), δηλαδή ο χρήστης να τοποθετήσει ένα δικό του τύπο στα δεδομένα π.χ. ακέραιο ή δεκαδικό. Στην περίπτωση αυτή ο χρήστης πρέπει να δημιουργήσει και συναρτήσεις για την δημιουργία του αρχικού πληθυσμού (CreationFcn), για την διασταύρωση (CrossoverFcn) και την μετάλλαξη (MutationFcn). Η επιλογή για τον τύπο των δεδομένων σε περίπτωση που είναι 'custom' και ομοίως στις υπόλοιπες, γίνεται με την εντολή

```
options = gaoptimset('PopulationType', 'custom')
```

### Ανάλυση των Επιλογών για τον Αρχικό Πληθυσμό

1. PopInitRange Ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται με την βοήθεια μιας ομοιόμορφης τυχαίας γεννήτριας αριθμών με εύρος [0,1]. Με αυτό τον τρόπο όλες οι τιμές του αρχικού πληθυσμού βρίσκονται μέσα σε αυτό το εύρος. Για παράδειγμα ένας πληθυσμός μεγέθους 3 σε ένα πρόβλημα με 2 μεταβλητές θα είναι όπως παρακάτω:

2.

0.1481	0.8734
0.4835	0.6256
0.2772	0.5116

Το εύρος τιμών του αρχικού πληθυσμού μπορεί να ρυθιστεί αλλάζοντας την επιλογή 'PopInitRange' μέσω της εντολής GAOPTIMSET. Το εύρος πρέπει να είναι ένας πίνακας με δυο γραμές και μια στήλη εάν είναι το ίδιο για όλες τις μεταβλητές του προβλήματος. Εάν είναι διαφορετικό για κάθε μεταβλητή τότε κάθε στήλη αναφέρεται στο εύρος τιμών κάθε μεταβλητής. Δηλαδή εάν σε ένα πρόβλημα έχουμε τρεις μεταβλητές όπου η πρώτη έχει εύρος τιμών από -2 έως 2, η δεύτερη από -1 έως 1 και η τρίτη από 0 έως 5 τότε πρέπει να σχηματιστεί ο πίνακας [-2 -1 0; 2 1 5].

Η επιλογή αυτή γίνεται με την εφαρμογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('PopInitRange',[-2 -1 0; 2 1 5])
```

### \*Ανάλυση της επιλογής InitialPopulation

Ουσιαστικά η επιλογή αυτή αντιστοιχεί στο πλήθος του αρχικού πληθυσμού που δημιουργείται με βάση της συνάρτηση δημιουργίας που αναλύεται παρακάτω και το εύρος τιμών που αναλύθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, και ισούται με το μέγεθος του πληθυσμού κάθε γενεάς.

### \*Ανάλυση της επιλογής CreationFcn

Μέσω της επιλογής αυτής καθορίζεται η συνάρτηση που θα χρησιμοποιηθεί ώστε να δημιουργηθεί ο αρχικός πληθυσμός. Οι διαθέσιμες συναρτήσεις είναι οι παρακάτω:

-Uniform: δημιουργεί ένα τυχαίο αρχικό πληθυσμό με μια ομοιόμορφη κατανομή. Αυτή είναι η

προεπιλεγμένη συνάρτηση σε περίπτωση που δεν υπάρχουν περιορισμοί ή συγκεκριμένα όρια τιμών.  
-Feasible: δημιουργεί ένα τυχαίο αρχικό πληθυσμό που ικανοποιεί όλα τα όρια και τους γραμικούς περιορισμούς του προβλήματος. Τα άτομα βρίσκονται εντός των ορίων και ο πληθυσμός είναι σωστά κατανομημένος και διασκορπισμένος. Αυτή είναι η προεπιλεγμένη συνάρτηση αν υπάρχουν γραμικοί περιορισμοί.

-Custom: Δίνει την δυνατότητα δημιουργίας συνάρτησης από τον χρήστη σε περίπτωση που θέλει να δημιουργήσει πληθυσμό με κάποιες ιδιότητες π.χ. μόνο από ακεραίους. Ο πληθυσμός αυτός πρέπει να ικανοποιεί τον τύπο που δόθηκε στην επιλογή PopulationType

Στην περίπτωση αυτή η εντολή που δίνεται ώστε να δημιουργηθεί ο πληθυσμός είναι:

```
options = gaoptimset('CreationFcn', @myfun)
```

Όπου myfun είναι η συνάρτηση που δημιουργείται από τον χρήστη.

#### \* Ανάλυση της επιλογής InitialScores

Η επιλογή αυτή δίνει την δυνατότητα να δοθούν οι αρχικές τιμές της συνάρτησης αξιολόγησης για τον αρχικό πληθυσμό. Σε περίπτωση που δεν δοθούν τιμές τότε αυτές υπολογίζονται από την συνάρτηση αξιολόγησης. Προκαθορισμένη τιμή είναι το 10.

#### \*Ανάλυση της επιλογής InitialPenalty

Καθορίζει την αρχική τιμή της παραμέτρου ποινή που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο. Η αρχική ποινή πρέπει να είναι μεγαλύτερη ή ίση προς 1. Προκαθορισμένη τιμή είναι το 100.

\*Ανάλυση της επιλογής PenaltyFactor Αυξάνει την παράετρο ποινή, όταν το πρόβλημα δεν έχει λυθεί ε την απαιτούμενη ακρίβεια και οι περιορισμοί δεν ικανοποιούνται. Η τιμή της επιλογής αυτής πρέπει να είναι μεγαλύτερη από 1.

\*Ανάλυση της Επιλογής PopulationSize Μέσω της επιλογής Population size καθορίζεται ο αριθμός των ατόμων που υπάρχουν σε κάθε γενιά. Εάν ο πληθυσμός κάθε γενιάς είναι μεγάλος σε αριθμό τότε ο ΓΑ αναζητάει βέλτιστη λύση με μεγαλύτερη λεπτομέρεια, μειώνοντας τις πιθανότητες εύρεσης ενός τοπικού αντί για ολικού ελαχίστου. Οστόσο στην περίπτωση αυτή αυξάνει ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου.

Το προκαθορισμένο μέγεθος πληθυσμού είναι 20 άτομα ανά γενιά. Σε προβλήματα με μεγάλο πλήθος εταβλητών, το έγεθος αυτό πορεί να ην είναι αρκετό. Συνήθως απαιτείται εγαλύτερο έγεθος πληθυσού για τέτοια προβλήατα. Μικρότερος πληθυσμός απαιτείται για προβλήατα με μικρότερο αριθμό μεταβλητών. Εάν ένα πρόβλημα αποτελείται από 2 μεταβλητές, ένας πληθυσμός 10 ατόμων κρίνεται ικανοποιητικός. Η επιλογή αυτή π.χ. για μέγεθος πληθυσού 40 ατόμων, γίνεται με την εφαρογή της εντολής:

```
options = gaoptimset('PopulationSize',40)
```

Ένας από τους σοβαρότερους παράγοντες που καθορίζει την απόδοση της εκτέλεσης του ΓΑ είναι η

πυκνότητα (ποικιλομορφία) του πληθυσμού. Εάν η μέση απόσταση μεταξύ των ατόμων είναι μεγάλη, η ποικιλομορφία είναι υψηλή ενώ εάν η μέση απόσταση είναι μικρή, η ποικιλομορφία είναι χαμηλή. Η σωστή επιλογή της πυκνότητας του πληθυσμού είναι κυρίως θέμα δοκιμής. Εάν η ποικιλομορφία είναι πάρα πολύ υψηλή ή πάρα πολύ χαμηλή, είναι πολύ πιθανό ο αλγόριθμος να μην αποδώσει σωστά.

## Συμπεράσματα

Οι ΓΑ αποτελούν μια πρωτότυπη μεταφορά ενός μοντέλου που λειτουργεί με επιτυχία για εκατομμύρια χρόνια στη φύση. Από αυτή τη σκοπιά δημιουργείται τουλάχιστον έκπληξη, αν όχι θαυμασμός, στον απλό χρήστη για την πρωτοτυπία της ιδέας. Επιβεβαιώνεται και σε αυτή την περίπτωση η τάση της Επιστήμης να εμπνέεται από την ανθρώπινη ζωή. Από λειτουργική άποψη, οι ΓΑ αποτελούν ένα ισχυρό και εύρωστο εργαλείο βελτιστοποίησης. Είναι σε θέση να αντιμετωπίζουν ποικιλία προβλημάτων μεγάλης δυσκολίας και να προσαρμόζονται σε πολλά περιβάλλοντα υλοποίησης. Παρόλα αυτά, για προβλήματα όχι μεγάλης πολυπλοκότητας και όπου υπάρχουν εξειδικευμένες μέθοδοι βελτιστοποίησης, ίσως οι ΓΑ να μην είναι η καλύτερη επιλογή, γιατί είναι εργαλείο γενικού σκοπού. Πολύ δημοφιλείς και αποδοτικές είναι οι εφαρμογές που συνδυάζουν ΓΑ με άλλες μεθόδους (υβριδικό ΓΑ), γιατί έτσι εξουδετερώνονται αμοιβαία τα μειονεκτήματά τους.

Σήμερα ο αριθμός των εφαρμογών που χρησιμοποιούν ΓΑ αυξάνει με γρήγορους ρυθμούς, πράγμα που δείχνει ότι το μέλλον των ΓΑ είναι ευοίωνο. Ο επιστημονικός και επιχειρηματικός κόσμος έχει πειστεί ότι η δύναμη που προσφέρουν οι ΓΑ είναι ικανή να δίνει γρήγορες και αξιόπιστες λύσεις σε προβλήματα πολύ μεγάλης δυσκολίας και πολυπλοκότητας, γι' αυτό και αναμένονται σοβαρές επενδύσεις σε κόπο και χρήματα για την παραπέρα εξέλιξή τους.

Μέσα στο ευρύτερο πλαίσιο της Τεχνητής Νοημοσύνης, οι ΓΑ αποτελούν ένα πολλά υποσχόμενο πεδίο. Υπάρχουν προβλέψεις που υποστηρίζουν ότι το τοπίο της Τεχνητής Νοημοσύνης ίσως αλλάξει ριζικά με τη χρήση ΓΑ. Τα Νευρωνικά Δίκτυα επίσης αναμένεται να γνωρίσουν μεγάλη ανάπτυξη συνδυαζόμενα με ΓΑ, ενώ γίνεται λόγος ακόμη και για μελλοντική τους ενοποίηση.

Ένα καυτό σημείο έρευνας αποτελεί σήμερα η υλοποίηση ΓΑ σε παράλληλες μηχανές. Οι ΓΑ έχουν έντονα στοιχεία παραλληλισμού, ενώ κάποιοι ερευνητές τους χαρακτηρίζουν αλγόριθμους υψηλής παραλληλίας (highly parallel algorithms). Από την άλλη μεριά, οι παράλληλοι υπολογιστές έχουν αρχίσει να κάνουν δειλά βήματα στην αγορά με συστήματα που περιέχουν από λίγες δεκάδες μέχρι λίγες χιλιάδες επεξεργαστές. Όλη αυτή η επεξεργαστική ισχύς μπορεί να γίνει αντικείμενο πολύ καλής εκμετάλλευσης από τους ΓΑ. Αυτό βασίζεται κυρίως στο γεγονός ότι οι ΓΑ λειτουργούν πάνω σε πληθυσμό ατόμων, ο οποίος πλέον μπορεί να διαμοιραστεί σε αρκετούς επεξεργαστές. Έτσι, ίσως να εμπεριέχει αρκετή αλήθεια η άποψη ότι οι ΓΑ θα βοηθήσουν την εξάπλωση και βελτίωση των επιδόσεων των παράλληλων μηχανών και το αντίστροφο.

Το μέλλον θα δείξει, αλλά το σίγουρο είναι ότι οι ΓΑ δεν πρόκειται να εξαφανιστούν, τουλάχιστον για όσο θα μπορούν να δίνουν καλύτερες λύσεις από τους ανταγωνιστές τους. Κι αυτό μάλλον θα συμβαίνει για αρκετό καιρό, αφού είναι ανοικτά για έρευνα πολλά θέματα που αναμένεται να δώσουν ακόμη πιο εντυπωσιακά αποτελέσματα και να καθιερώσουν τους ΓΑ ως καθοριστικό εργαλείο για την περαιτέρω εξέλιξη της Επιστήμης των Υπολογιστών.

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΗΓΕΣ

- 1.Λυκοθανάσης Σπυρίδων, 2001.Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές, ΕΑΠ
- 2.Bagley J.D., 1967. The behavior of adaptive systems which employ genetic and correlation algorithms
- 3.ΓΕΩΡΓΙΟΣ Λ. ΚΟΥΜΙΑΝΑΚΗΣb Εφαρμογή Γενετικών Αλγορίθμων στην Εξαγωγή Κτιριακών Εγκαταστάσεων από Τηλεπισκοπικές Απεικονίσεις, με Βάση την Μεθοδολογία του Αλγορίθμου Mumford – Shah ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2011
- 4.<http://blog.nihilogic.dk/2009/01/genetic-mona-lisa.html>
- 5.George Daniel MATEESCU On the Application of Genetic Algorithms to Differential Equations
- 6.wikki pedia