<u>ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕ ΘΕΜΑ</u>

<u>ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ</u>

Ονοματεπώνυμο: Σταύρου Ελένη

Α.Μ.: 8249

Εξάμηνο: Πτυχίο Β'

Καθηγητής: Τσιρογιάννης Γιώργος

ΕΙΣΑΓΩΓΗ – ΕΥΧΑΡΙΣΤΗΡΙΟ ΣΗΜΕΙΩΜΑ

Είναι κοινώς αποδεκτό ότι η τεχνολογία και ειδικότερα, ο τομέας της πληροφορικής έχει εισχωρήσει δυναμικά στη ζωή και στη δράση των ανθρώπων σήμερα.

Επιπροσθέτως, η επιστήμη έχει κάνει αλματώδη βήματα στο τομέα της τεχνολογίας, ώστε σήμερα μπορούμε να μιλάμε για Τεχνητή Νοημοσύνη και για Γενετικούς Αλγόριθμους. Σκοπός λοιπόν της εργασίας αυτής είναι η διερεύνηση των δυνατοτήτων και των λειτουργιών των Γενετικών Αλγορίθμων, μέσα από μία βιβλιογραφική ανασκόπηση.

Ουσιαστικά πρόκειται για μία περίληψη, η οποία περιλαμβάνει στοιχεία σχετικά με τους Γενετικούς Αλγόριθμους από έξι διαφορετικά βιβλία. Τα βιβλιογραφικά αυτά στοιχεία δόθηκαν σε εμένα από τον υπεύθυνο για την πτυχιακή μου εργασία καθηγητή κ. Τσιρογιάννη Γεώργιο.

Η εργασία περιλαμβάνει τέσσερα κεφάλαια. Το πρώτο κεφάλαιο αποτελεί την εισαγωγή και αναφέρομαι γενικά στους Γενετικούς Αλγόριθμους, στο δεύτερο γίνεται λόγος γενικά για τη λειτουργία των Γενετικών Αλγόριθμων, στο τρίτο κεφάλαιο για τις ενέργειες των Γενετικών Αλγορίθμων σε διάφορα προβλήματα και τέλος, στο τέταρτο κεφάλαιο αναφέρω τα αρχικά βήματα των Γενετικών Αλγορίθμων και τις χρήσεις τους.

Σ' αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Τσιρογιάννη Γεώργιο για την πολύτιμη βοήθεια και το χρόνο που μου προσέφερε προκειμένου να ολοκληρωθεί η εργασία αυτή.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1°

ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΕΣ ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ

Η εμφάνιση των γενετικών αλγορίθμων, άρχισε να παρουσιάζεται τα τελευταία τριάντα χρόνια. Έχει παρατηρηθεί ένα μεγάλο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη συστημάτων που επιλύουν προβλήματα βασισμένα στις αρχές της Γενετικής εξέλιξης και της κληρονομικότητας. Η δημιουργία μειονεκτημάτων των κλασικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης, όπως και η αυξανόμενη ανάγκη για παραγωγή λογισμικού που να μπορεί να επεξεργάζεται πιο αποτελεσματικά τις τεράστιες δυνατότητες του υλικού ήταν η βασική αιτία που ώθησε τους επιστήμονες σε αυτήν την αναζήτηση. Αυτά τα συστήματα λειτουργούν διατηρώντας έναν αριθμό κωδικοποιημένων λύσεων, εφαρμόζοντας εκεί τις διάφορες διαδικασίες επιλογής του σωστού καθώς και διάφορους γενετικούς τελεστές. Οι γενετικοί τελεστές είναι πιστό αντίγραφο των ζωντανών οργανισμών στον τρόπο αναπαραγωγής και μετάλλαξης των χρωμοσωμάτων των κυττάρων. Έτσι με την πάροδο των χρόνων, από γενιά σε γενιά τα συστήματα δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων χρησιμοποιώντας διάφορα κομμάτια και στοιχεία από παλιές γενιές. Αρκετές φορές χρησιμοποιούν και καινούρια στοιχεία που δοκιμάζονται για καλύτερη απόδοση.

Έγιναν πολλά επανειλημμένα δοκιμαστικά πειράματα και το αποτέλεσμα έδειξε ότι μια ''φυσική'' αναπαράσταση των πιθανών λύσεων σε κάποιο δεδομένο πρόβλημα σε συνδυασμό με την εφαρμογή σε αυτήν, μιας οικογένειας γενετικών τελεστών αποτελεί ένα δυνατό εργαλείο για να φτάσουμε όσο το δυνατό κοντά στην πραγματική λύση μέσα από προβλήματα και εφαρμογές. Αυτό το γεγονός μετατρέπει αυτή τη ''φυσικού μοντέλου'' προσέγγιση σε μια υποσχόμενη κατεύθυνση όσο αφορά την επίλυση προβλημάτων.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι πρωτοεμφανίστηκαν χρονολογείται στις αρχές του 1950 όταν διάφοροι βιολόγοι επιστήμονες άρχισαν να χρησιμοποιούν υπολογιστές προσπαθώντας να μπορέσουν να προσομοιώσουν δύσκολα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη οδήγησε στην μορφή με την οποία είναι γνωστοί σήμερα. Αυτό πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland [33] και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan.

Ο Δαρβίνος ήταν ο πρώτος που ανέπτυξε την θεωρία της εξέλιξης των ειδών (Evolution of Species) στα μέσα του περασμένου αιώνα. Οι θεωρίες του έφεραν αναστάτωση και ήρθε σε σύγκρουση με τις επικρατούσες θρησκευτικές αντιλήψεις περί προέλευσης της ζωής. Με το πέρασμα των χρόνων ο θόρυβος αυτός δεν κόπασε, αλλά η θεωρία έγινε αποδεκτή από το σύνολο των επιστημόνων γιατί κατόρθωσε να τους πείσει και τους δώσει σωστές απαντήσεις στα ερωτήματα που τους αφορούσαν. Σκοπός της θεωρίας του Δαρβίνου ήταν να εξηγήσει το φαινόμενο της ζωής από πού προέρχεται και πως λειτουργεί. Τα κυριότερα σημεία της θεωρίας που ερμηνεύουν πως λειτουργούν οι Γ.Α είναι τα παρακάτω:

1. Οι ζωντανοί οργανισμοί δεν χωρίζονται σε ισχυρούς και λιγότερο ισχυρούς. Σε κάθε βιολογικό είδος υπάρχουν άτομα που αφήνουν περισσότερους απογόνους συγκριτικά με τα υπόλοιπα με αποτέλεσμα τα κληροδοτούμενα χαρακτηριστικά των αναπαραγωγικά επιτυχημένων ατόμων γίνονται περισσότερα στην επόμενη γενιά. Τα διάφορα εμπόδια και οι διάφορες

δυσκολίες που παρουσιάζονται στην διάρκεια της ζωής κάποιου οργανισμού αποτελούν και τους παράγοντες ώστε να καθορίσουν ποιοι από αυτούς θα μπορέσουν να επιζήσουν και να συνεχίσουν να πολλαπλασιάζονται. Σημαντικό ρόλο παίζει η αλλαγή περιβάλλοντος και η συνθήκη διαβίωση τους με αποτέλεσμα να αλλάζουν τα χαρακτηριστικά τους, προσπαθώντας να προσαρμοστούν κάθε φορά για να επιβιώσουν.

2. Οι διάφορες αλλαγές στα χαρακτηριστικά των ατόμων οφείλονται στα χρωμοσώματα τους που είναι πολύπλοκα οργανικά μόρια που κωδικοποιούν τη δομή και τα χαρακτηριστικά τους. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από μικρότερα μέρη, γνωστά ως γονίδια. 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 (crossover)** και η **μετάλλαξη (mutation)**.
3. Κατά την μετάλλαξη η αλλαγή δομής των χρωμοσωμάτων γίνεται με τυχαίο τρόπο συνήθως από λανθασμένη αντιγραφή βιολογικών μορίων ή από εξωγενής παράγοντες (π.χ. ακτινοβολία) έχοντας ως άμεσο αποτέλεσμα την αλλαγή σε κάποιο χαρακτηριστικό. Η μετάλλαξη μπορεί να προκαλέσει βελτιώσεις αλλά και μερικά λάθη. Όλα αυτά αποτελούν σημαντικό παράγοντα για την προοδευτική εξέλιξη της ζωής.
4. Από την αναπαραγωγή βγαίνει ένα νέος οργανισμός τα χρωμοσώματα του οποίου αποτελούνται από γονίδια που προέρχονται από τον πατέρα και την μητέρα αντίστοιχα. Για κάθε χαρακτηριστικό, το νέο άτομο έχει πάρει ένα γονίδιο από κάθε γονέα. Όταν τα δύο γονίδια συμφωνούν μεταξύ τους στην ¨τιμή¨ θα δώσουν κάποιο χαρακτηριστικό π.χ. καστανά μάτια ενώ σε περίπτωση που δεν συμφωνήσουν θα υπερισχύσει το γονίδιο με την μεγαλύτερη ισχύ. Στο συγκεκριμένο μας παράδειγμα με τα μάτια κυριαρχεί η ¨τιμή¨ ενός γονιδίου (του καστανού) και αγνοείται η ¨τιμή¨ του άλλου γονιδίου(γαλάζιου) μολονότι μπορεί να περάσει στις επόμενες γενιές. Το γονίδιο που έχει την μεγαλύτερη ισχύ και καθορίζει το χαρακτηριστικό λέγεται κυρίαρχο(**dominant)** και το άλλο υπολειπόμενο **(dominant).**Τα γονίδια που είναι υπεύθυνα για το ίδιο γονίδιο λέγονται αλληλόμορφα **(alleles).**

Όλος αυτός ο μηχανισμός της φύσης φάνηκε ιδιαίτερα ενδιαφέρον στον John Holland,που ήταν ο πρωτοπόρος των Γ.Α 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 νέες αποδοτικές τεχνικές επίλυσης δύσκολων προβλημάτων. Αποτέλεσμα αυτής της εργασίας του Holland ήταν οι Γ.Α., μια καινούργια εξελισσόμενη και πολλά υποσχόμενη τεχνική αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

1.1

ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τους Γ.Α είναι η μίμηση των μηχανισμών της φύσης όπως είπαμε και παραπάνω. Ένα άλλο παράδειγμα της φύσης είναι με τους λαγούς, από τους ποίους παρατηρούμε ένα συγκεκριμένο πληθυσμό. Ο συγκεκριμένος πληθυσμός αποτελείται από κάποιους γρήγορους και εύστροφους λαγούς και όπως είναι φυσικό από κάποιους λιγότερο. Οι λαγοί που ανήκουν στην πρώτη κατηγορία έχουν λιγότερες πιθανότητες να γίνουν τροφή για τις αλεπούδες από τους λαγούς που ανήκουν στην δεύτερη κατηγορία. Σε περίπτωση που γλιτώσουν αυτοί που ανήκουν στην πρώτη κατηγορία θα ασχοληθούν απευθείας με την αναπαραγωγή του είδους τους, ενώ οι λαγοί που ανήκουν στην δεύτερη κατηγορία αν θα ξεφύγουν από τις αλεπούδες θα είναι από καθαρή τύχη. Όλοι οι λαγοί που επιβίωσαν θα αρχίσουν την παραγωγή της νέας γενιάς, μιας γενιάς που θα συνδυάζει τα χαρακτηριστικά και των δύο ειδών. Οπότε κάποιοι λαγοί αργοί θα αναμιχθούν με κάποιους γρήγορους, κάποιοι γρήγοροι με κάποιους γρήγορους και ούτω καθεξής. Οι μικροί λαγοί της επόμενης γενιάς θα είναι, κατά μέσο όρο, γρηγορότεροι και εξυπνότεροι από τους προγόνους τους, αφού από την προηγούμενη γενιά επιβίωσαν περισσότεροι γρήγοροι και έξυπνοι λαγοί. Ευτυχώς, για την διατήρηση της φυσικής ισορροπίας, και οι αλεπούδες ακολουθούν την ίδια διαδικασία αναπαραγωγής, διαφορετικά οι λαγοί θα γινόντουσαν υπερβολικά γρήγοροι και έξυπνοι για να μπορούν να τους πιάσουν.

Η ορολογία που χρησιμοποιείται στους Γενετικούς αλγόριθμους είναι δανεισμένη από το χώρο της Φυσικής Γενετικής. Οι Γενετικοί αλγόριθμοι αναφέρονται σε άτομα ή γενότυπα μέσα σε ένα πληθυσμό. Συχνά αυτά τα άτομα καλούνται επίσης χρωμοσώματα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να οδηγήσει μερικούς σε λάθος συμπεράσματα, αν γίνει παραλληρισμός με τους φυσικούς οργανισμούς όπου κάθε κύτταρο ενός συγκεκριμένου είδους περιέχει έναν συγκεκριμένο αριθμό χρωμοσωμάτων. (π.χ. τα ανθρώπινα κύτταρα που περιέχουν 46 χρωμοσώματα).

Στους Γ.Α αναφερόμαστε σε άτομα με ένα μόνο χρωμόσωμα. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από στοιχεία που ονομάζονται γονίδια και είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Κάθε γονίδιο επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσοτέρων χαρακτηριστικών του ατόμου. Τα γονίδια που επηρεάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του ατόμου βρίσκονται διατεταγμένα σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωμοσώματος που καλούνται loci.Κάθε χαρακτηριστικό γνώρισμα του ατόμου έχει την δυνατότητα να εμφανιστεί σε διάφορες διαφορετικές μορφές ανάλογα με την κατάσταση στην οποία θα βρίσκεται το γονίδιο που το επηρεάζει. Οι διαφορετικές καταστάσεις που μπορεί να πάρει το γονίδιο καλούνται allele(τιμές χαρακτηριστικού γνωρίσματος).

Κάθε γενότυπος (που στις περισσότερες περιπτώσεις είναι ένα μόνο χρωμόσωμα) αποτελεί μια πιθανή λύση. Το μεταφρασμένο περιεχόμενο ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος καλείται *φαινότυπος* και καθορίζεται από την χρήση, ανάλογα με τις ανάγκες και τις απαιτήσεις του. Μια διαδικασία εξέλιξης που εφαρμόζεται πάνω σε ένα πληθυσμό χρωμοσωμάτων αντιστοιχεί σε ένα εκτενές ψάξιμο μέσα σε ένα διάστημα από πιθανές λύσεις Απαραίτητη προϋπόθεση για την επιτυχημένη έκβαση ενός τέτοιου ψαξίματος αποτελεί η εξισορρόπηση δύο διαδικασιών που είναι προφανώς αντικρουόμενες, της εκμετάλλευσης και διατήρησης των καλύτερων λύσεων και της όσο το δυνατόν καλύτερης εξερεύνησης όλου του διαστήματος.

Η συνεχείς χρησιμοποίηση των Γ.Α ως εργαλείο βελτιστοποίησης είναι εύκολο να οδηγήσει κάποιον στην εντύπωση πως οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι πραγματικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης. Αυτό όμως δεν στέκει και ο λόγος είναι γιατί υπάρχουν περιπτώσεις όπου οι γενετικοί αλγόριθμοι αποτυγχάνουν να βρουν μια σωστή λύση. Η αντιμετώπιση τους πρέπει να γίνεται με βάση την ιδεατή προσομοίωση μιας φυσικής διαδικασίας, τέτοια ώστε να μπορούν να ενσωματώνουν τους στόχους και τους σκοπούς της διαδικασίας αυτής Παρ' όλ' αυτά, δεν πρέπει να παραγνωρίζουμε ότι η βελτιστοποίηση αποτελεί ένα πολύ σημαντικό κομμάτι των εφαρμογών των Γ.Α.

Την τελευταία δεκαετία το ενδιαφέρον για τις διαδικασίες της βελτιστοποίησης έχει αυξηθεί πολύ ώστε να δημιουργούνται πολύπλοκα προβλήματα με αυστηρούς περιορισμούς, που να μπορούν να λυθούν μόνο με τους σημερινούς σύγχρονους υπολογιστές. Έτσι οι Γ.Α αποσκοπούν στην λύση τέτοιων προβλημάτων. Αν και ανήκουν στην κατηγορία των στοχαστικών αλγορίθμων διαφέρουν πολύ από τους αλγόριθμους που εφαρμόζουν τυχαίες μεθόδους απαρίθμησης και βελτιστοποίησης, αφού είναι σε θέση να συνδυάζουν στοιχεία και από άμεσες και από στοχαστικές τεχνικές αναζήτησης. Επίσης ένα σημαντικό χαρακτηριστικό τους είναι πως διατηρούν έναν αριθμό πιθανών λύσεων σε αντίθεση με όλες τις άλλες μεθόδους αναζήτησης που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Ένας Γ.Α αναζητά πολλές κατευθύνσεις ώστε να διατηρήσει έναν πληθυσμό από πιθανές λύσεις. Φυσικά καταγράφοντας και ανταλλάσσοντας πληροφορίες μεταξύ των κατευθύνσεων. Σε κάθε γενιά, οι σχετικά "καλές" λύσεις αναπαράγονται, ενώ οι σχετικά "κακές" αφαιρούνται. Ο διαχωρισμός και η αποτίμηση των διαφόρων λύσεων γίνεται με την βοήθεια μιας **αντικειμενικής συνάρτησης** ή **συνάρτησης ικανότητας (objective function)**, η οποία παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός.

1.1.1

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα των γενετικών αλγορίθμων είναι τα εξής:

1) Μπορούν να λύσουν προβλήματα αρκετά γρήγορα και αξιόπιστα, αυτό λόγω της μεγάλης αποδοτικότητας τους. Τόσο στη θεωρία, όσο και στη πράξη έχουν δείξει ότι προβλήματα που έχουν πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες

2) Επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση. Οι Γ.Α. 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) Έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού. Οι Γ.Α. σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων.

4) 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, σε αντίθεση με την εκμετάλλευση της πληροφορίας που δεν είναι καλή. Αντίθετα, με το hill-climbing 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 Γ.Α. επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς.

1.1.2

ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Πάντα εκτός από τα πλεονεκτήματα υπάρχουν και κάποια μειονεκτήματα, που στην συγκεκριμένη περίπτωση, βάζει τους επιστήμονες να κρατούν κάποιου είδους δυσπιστία που σιγά σιγά υποχωρεί καθώς η τεχνολογία αυτή αναπτύσσεται. Οι κυριότερο λόγοι που θα μπορούσαν να σταθούν εμπόδιο στην εξάπλωση αυτής της τεχνολογίας είναι οι εξής:

- Προβλήματα εξοικείωσης με την γενετική. Αυτοί που ασχολούνται με την Επιστήμη των Υπολογιστών, οι έννοιες της Εξέλιξης και της Φυσικής Επιλογής δεν είναι τελείως οικείες. Η βιολογία δεν είναι δεν έχει σχέση με τους υπολογιστές γι αυτό και οι γνώσεις είναι σε γενικό επίπεδο. . Εκείνο που συμβαίνει με τους Γ.Α. είναι ότι μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο κάποιες διαδικασίες που παρατηρούνται στη φύση, χωρίς να ενδιαφέρει σε μεγάλο βαθμό λεπτομέρειας 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.
- Το πρόβλημα του χρόνου. Στην φύση η εξέλιξη γίνεται με αργούς ρυθμούς. Χρειάζεται να περάσουν χιλιάδες γενιές, για να αλλάξουν τα χαρακτηριστικά των ειδών και να διαφοροποιηθούν οι ικανότητες και η συμπεριφορά τους. Στη φύση, η εξέλιξη δεν είναι από μόνη της μια αργή διαδικασία, γίνεται όταν τα είδη αλλάξουν περιβάλλον και πρέπει να προσαρμοστούν στα καινούρια δεδομένα, ώστε να επιβεβαιώσουν. Αν οι αλλαγές του περιβάλλοντος γίνονται με γρηγορότερο τρόπο, τότε επιταχύνεται και η εξέλιξη. Ένα παράδειγμα αποτελούν τα βιολογικά εργαστήρια όπου οι μικροοργανισμοί αλλάζουν την συμπεριφορά τους αμέσως, όταν τοποθετούνται σε νέες συνθήκες. Επιπλέον, στο πεδίο των υπολογιστών τα άτομα κωδικοποιούνται 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 μεγέθους κάτω από το πλήθος των γονιδίων των χρωμοσωμάτων μιας έμβιας οντότητας. Ο ρυθμός που μπορούν να ζευγαρώνουν τα άτομα στους πιο γρήγορους υπολογιστές μπορεί να φτάσει το ένα εκατομμύριο ανά δευτερόλεπτο. Όσο μεγάλος 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 Γ.Α. είναι πολύ υψηλές.

1.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η πορεία των ερευνών που οδήγησαν στην ανάπτυξη της θεωρίας των Γ.Α. Η ιστορική αναδρομή ξεκινά από τις πρώτες προσπάθειες θεμελίωσης της θεωρίας της Εξέλιξης και φτάνει μέχρι τα τελευταία χρόνια, όπου πλέον η εφαρμογή των Γ.Α. είναι καθημερινή πρακτική.

Charles Darwin, 1809-1882. Κυρίαρχη μορφή στην επιστήμη της Βιολογίας. Ανακάλυψε και διατύπωσε τη θεωρία για την εξέλιξη μέσω της Φυσικής Επιλογής. Βάση αυτής της ανακάλυψης ήταν οι παρατηρήσεις που έκανε κατά την διάρκεια του πενταετούς ταξιδιού του στη Νότιο Αμερική_στη Νότια Αφρική και στην Αυστραλία.

Νεοδαρβινισμός, 1930-σήμερα. Είναι η σύνθεση της Δαρβινικής Εξέλιξης και των σύγχρονων αντιλήψεων για την γενετική δομή. Στη βάση αυτής της θεωρίας βρίσκεται η πεποίθηση ότι η μετάλλαξη συμβαίνει τυχαία και επιφέρει ποικιλία στο γενετικό υλικό.

Ο John Holland αρχίζει την έρευνά του στην προσαρμογή των προγραμμάτων υπολογιστών, 1960. Θεωρείται ο "πατέρας" των Γ.Α. παρότι δεν τους βάφτισε ο ίδιος. Σειρά διαφόρων εργασιών που εκδόθηκαν το 1962 πάνω στη θεωρία των προσαρμοστικών συστημάτων έβαλαν τα θεμέλια για την ανάπτυξη του χώρου.

Ο J.D. Bagley βαφτίζει τους Γ.Α., 1967. Η διδακτορική διατριβή του Bagley περιέχει την πρώτη δημοσιευμένη εφαρμογή των Γ.Α. που πρώτη φορά παρουσιάζονται με το όνομα αυτό.

R.S. Rosenberg, 1967. Δημοσιεύει εργασία, στην οποία γίνεται λόγος για προσομοίωση πληθυσμών μονοκύτταρων οργανισμών σε υπολογιστικό περιβάλλον.

"Προσαρμογή στα Φυσικά και Τεχνητά συστήματα", 1975. Τίτλος του βιβλίου που εκδίδει ο Holland το 1975, στο οποίο αναπτύσσει τις ιδέες και την θεωρία των Γ.Α. Το βιβλίο θεωρείται πλέον κλασικό για τον χώρο. Θίγονται θέματα όπως η θεωρία των σχημάτων, η βέλτιστη κατανομή των ευκαιριών, σχέδια αναπαραγωγής, γενετικές λειτουργίες, η ευρωστία των Γ.Α. και πλήθος άλλα.

K.A. De Jong, 1975. Με την εργασία που εκδίδει βοηθά την πειραματική αξιολόγηση των Γ.Α. Σύμφωνα με αυτήν, προτείνονται λειτουργίες που ελέγχουν έναν Γ.Α. και την ικανότητά του να αντιμετωπίζει δύσκολα προβλήματα.

Ο J.J. Grefenstette δημιουργεί το GENESIS, 1980. Το GENESIS είναι ένα σύστημα ανάπτυξης Γ.Α. υλοποιημένο στη γλώσσα προγραμματισμού C, που έχει βοηθήσει σημαντικά στη διάδοση του γενετικού προγραμματισμού καθώς έγινε διαθέσιμο στο ευρύ κοινό.

1ο Διεθνές Συνέδριο των Γ.Α. και των εφαρμογών τους, 1985. Ο χώρος αποκτά ένα μεγάλο συνέδριο που πλέον λαμβάνει χώρα κάθε δύο χρόνια και αντικατοπτρίζει το μεγάλο οργασμό που παρατηρείται σε επίπεδο τόσο θεωρίας, όσο και εφαρμογών.

Πολυάριθμες εκδόσεις βιβλίων για Γ.Α., 1989-1999. Άλλη μια ένδειξη της τεράστιας ανάπτυξης του χώρου και της αποδοχής της νέας τεχνολογίας.

Ανάπτυξη πακέτων λογισμικού για Γ.Α., 1990-1999. Πολλές εταιρίες δημιουργούν εμπορικά πακέτα που επιτρέπουν σε χρήστες να ενσωματώσουν στις εφαρμογές τους στοιχεία Γενετικού Προγραμματισμού (Genetic Programming). Ένα τέτοιο πακέτο είναι το EOS (Evolutionary Object System). Βασίζεται στη δημοφιλή γλώσσα αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού C++ και παρέχει μεγάλες δυνατότητες προσαρμογών και επεκτάσεων.

1.3

ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΙ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

Οι Γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic Algorithms) αποτελούν ένα μοντέλο μηχανισμού και μάθησης του οποίου η συμπεριφορά προέρχεται από την μεταφορά μερικών μηχανισμών εξέλιξης του φυσικού περιβάλλοντος μας. Έχουν το προνόμιο να προσαρμόζονται εύκολα και να δημιουργούν μεθόδους επίλυσης διάφορων προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Σε συνδυασμό με τον εξελικτικό Προγραμματισμό (Evolutionary Programming),τις στρατηγικές εξέλιξης (Evolution Strategies),τα συστήματα ταξινόμησης (Classifier systems) και τέλος τον Γενετικό Προγραμματισμό (Genetic Programming) αποτελούν μια ξεχωριστή κατηγορία επίλυσης προβλημάτων με την ονομασία εξελεγκτικοί αλγόριθμοι. Οι εισαγωγή μας στους αλγόριθμους θα ξεκινήσει με μια αναδρομή στις τεχνολογίες της τεχνητής νοημοσύνης από όπου προήλθαν και οι Γενετικοί αλγόριθμοι. Επίσης θα αναφερθούμε στις κλασικές μεθόδους βελτιστοποίησης για την σύγκρισή τους με τους Γενετικούς αλγόριθμους.

Η διαφορά που υπάρχει μεταξύ ανθρώπων και μηχανών αποτελεί το μεγαλύτερο στόχο της επιστήμης των υπολογιστών. Με την πάροδο των χρόνων η επιστήμη έχει κάνει αλματώδη βήματα μέχρι σήμερα αλλά δεν έχει καταφέρει να δημιουργήσει έναν Η/Υ που να μην παρουσιάζει τα μειονεκτήματα μιας μηχανής. Έτσι σήμερα δεν υπάρχουν μηχανές που να μπορούν να επιλύουν διαφορά δύσκολα προβλήματα και να απαντούν σε διάφορα ερωτήματα, διορθώνοντας τυχόν λάθη. Η περιοχή έρευνας που ασχολείται με αυτού του είδους τα προβλήματα ονομάζεται Τεχνητή νοημοσύνη.

Πιο συγκεκριμένα η τεχνητή Νοημοσύνη εξηγείται ως: για να γίνουν κατανοητές οι διαδικασίες της ανθρώπινης σκέψης και να καταστεί δυνατή η μοντελοποίηση και ο προγραμματισμός τους σε ηλεκτρικό υπολογιστή, έτσι ώστε ο υπολογιστής να μπορεί να επιλύει τα ίδια προβλήματα με τον ίδιο τρόπο με τον οποίο τα επιλύει και ο άνθρωπος.

Σήμερα ο όρος Τ.Ν χρησιμοποιείται τόσο για την μελέτη της ανθρώπινης νοημοσύνης όσο και για τη βελτίωση των δυνατοτήτων των υπολογιστών. Οι κυριότερες εφαρμογές της είναι οι εξής:

1) 1) Ο προγραμματισμός μιας ακολουθίας ενεργειών για την επίτευξη ενός στόχου (planning).
2) Η εξαγωγή συμπερασμάτων (inference) μέσα από αλληλοσυσχετιζόμενα γεγονότα και η λήψη αποφάσεων (decision making).
3) Η παροχή συμβουλών και συμπερασμάτων μέσα από σύνθετες δομές κανόνων και γεγονότων (expert systems).
4) Η εκπαίδευση των υπολογιστών για επικοινωνία με τους ανθρώπους μέσω φυσικών γλωσσών. Αυτό περιλαμβάνει μια ποικιλία εφαρμογών όπως αναγνώριση φωνής, παραγωγή φωνής, κατανόηση κειμένου, κ.τ.λ.
5) Η αυτόνομη κίνηση των υπολογιστών και η μετακίνηση από αυτούς αντικειμένων μέσα στο χώρο (robotics).
6) Η αναγνώριση αντικειμένων μέσω κάμερας (vision).

Η πρόοδος στον τομέα της Τ.Ν προχωρεί με αργούς ρυθμούς,αυτό γιατί απαιτεί πολυετή και επίμονη έρευνα. Για την κατασκευή μιας τέτοιας μηχανής με ανθρώπινες ιδι'οτητες και ικανότητες το,το έργο είναι πολύ δύσκολο.Όμως τα'αποτελέσματα των μέχρι τώρα προσπαθειών είναι πολύ ικανοποιητικά.

Οι περιοχές έρευνας της Τ.Ν. που συγκεντρώνουν το μεγαλύτερο ενδιαφέρον σήμερα είναι οι εξής:

Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)

Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems)

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν μια μικρογραφία της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν πολλούς υπολογισμούς παράλληλα. Η αρχιτεκτονική τους στηρίζεται στην αρχιτεκτονική των βιολογικών Δικτύων. Τα ΤΝΔ είναι ένα σύνολο από νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε νευρώνας έχει πολλούς εισόδους αλλά μια έξοδο, η οποία μπορεί να αποτελεί είσοδο για άλλους νευρώνες. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων διαφέρουν ως προς την σημαντικότητα τους. Η επεξεργασία κάθε νευρώνα και η έξοδος καθορίζεται από τι μεταφέρει. Για να χρησιμοποιηθεί ένα ΤΝΔ πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί. Η μάθηση συνίσταται στον προσδιορισμό των κατάλληλων συντελεστών βάρους, ώστε το ΤΝΔ να εκτελεί τους επιθυμητούς υπολογισμούς. Αυτό πραγματοποιείται με τη βοήθεια αλγόριθμων που είναι γνωστοί ως κανόνες μάθησης. Ο ρόλος των συντελεστών βάρους μπορεί να ερμηνευτεί ως αποθήκευση γνώσης, η οποία παρέχεται μέσω παραδειγμάτων. Γνωστά ΤΝΔ είναι τα ΤΝΔ χωρίς ανατροφοδότηση , π.χ. τα Feedforward Multilayer Neural Nets, με ανατροφοδότηση, π.χ. το μοντέλο Hopfield, τα Cellural Neural Networks, κ.α.

ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Η γνώση που λαμβάνει ένας υπολογιστής για να συμπεριφερθεί έξυπνα αναπαρίσταται με τη μορφή κανόνων (rules) και γεγονότων (facts). Στην πράξη όμως, οι κανόνες και τα γεγονότα δεν παίρνουν πάντα την τιμή 0 ή 1, αλλά ισχύουν με πιθανότητες. Το γεγονός αυτό οδήγησε στην ανάπτυξη μιας σύγχρονης μαθηματικής λογικής, που αποτελεί επέκταση της απλής άλγεβρας Boole και ονομάζεται Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic). Η Ασαφής Λογική εισάγει στο λογικό προγραμματισμό τις μη ακέραιες λογικές τιμές που ανήκουν στο διάστημα [0,1] και ορίζει τελεστές για το συνδυασμό τους.

Τα συστήματα που αναπαριστούν τη γνώση και την ανθρώπινη λογική με βάση την Ασαφή Λογική, ονομάζονται Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2°

2.1

ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΕΣ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Οι λειτουργίες των Γενετικών αλγόριθμων αποτελούν μια πρωτότυπη μεταφορά των μεθόδων της φύσης στα τεχνητά περιβάλλοντα. Έτσι τους κάνει να διαφέρουν από τις παραδοσιακές μεθόδους διότι λύνουν προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης αρκετά εύκολα. Τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά που τους διαφοροποιούν και τους δίνει υπεροχή και ευρωστία είναι τα εξής:

- **Οι Γ.Α. δουλεύουν με μια κωδικοποίηση ενός συνόλου τιμών που μπορούν να λάβουν οι μεταβλητές και όχι με τις ίδιες τις μεταβλητές του προβλήματος:**Η κωδικοποίηση αντιστοιχίζεται με την κωδικοποιημένη πληροφορία των χρωμοσωμάτων σε συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους.
- **Οι Γ.Α. κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα:**Πιο συγκεκριμένα σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης η επεξεργασία του προβλήματος γίνεται προσεκτικά βήμα βήμα αλλά αρκετές φορές η αναζήτηση περιορίζεται σε περιοχές τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Στη λύση του προβλήματος αυτού βοηθούν οι Γ.Α όπου εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων(σύνολο από συμβολοσειρές). Με αποτέλεσμα να "ανεβαίνουν" σε πολλούς λόφους (hill climbing) ταυτόχρονα φτάνοντας στο ελάχιστο την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή.

Σύμφωνα με τον παραπάνω συνδυασμό μπορούμε να δώσουμε ένα παράδειγμα βελτιστοποίησης. Έχουμε ένα μαύρο κουτί με πέντε δυαδικούς διακόπτες (on-off), όπου για κάθε συνδυασμό των διακοπτών s παράγεται μια έξοδος f(s). Μας ζητείται ο συνδυασμός των διακοπτών που μεγιστοποιεί την έξοδο. Σύμφωνα με τις παραδοσιακές μεθόδους το μέγιστο θα εντοπιζόταν με "παίξιμο" των διακοπτών πηγαίνοντας από συνδυασμό σε συνδυασμό με ψάξιμο στα τυφλά, καθ' ότι δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Στη συνέχεια οι κλασσικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπτών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Τώρα με τους Γ.Α η πρώτη ενέργεια που θα γίνει είναι η κωδικοποίηση των διακοπτών 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. Έπειτα ο Γ.Α θα άρχιζε 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.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό είναι πως οι Γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούν μόνο την αντικειμενική συνάρτηση και καμία επιπρόσθετη πληροφορία.. Με άλλα λόγια πολλές μέθοδοι αναζήτησης χρειάζονται αρκετές βοηθητικές πληροφορίες για την συνάρτηση που επεξεργάζονται, τις οποίες όμως δεν χρειάζονται οι Γ.Α. Ο λόγος είναι πως αξιοποιούν όση πληροφορία περιέχεται στην αντικειμενική συνάρτηση πράγμα που τους προσδίδει μεγάλη ευελιξία Συμφέρει όμως αυτός ο τρόπος; Την απάντηση μας την δίνουν οι Γ.Α που έχουν αναπτύξει μορφές που αξιοποιούν τέτοιου είδους πληροφορίες. (Knowledge-Based Genetic Algorithms).Τέλος ένα τελευταίο είναι ότι χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες μετάβασης όχι ντετερμινιστικούς, δηλαδή η χρήση των πιθανοθεωρητικών κανόνων μετάβασης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των Γ.Α., χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Το στοιχείο της τύχης χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα.

Στην ουσία ένας τυπικός Γ.Α περιλαμβάνει απλές λειτουργίες που στην ουσία κρύβουν μέσα τους μεγάλη δύναμη. Ο συνδυασμός απλοϊκότητας και δύναμης είναι το μεγαλύτερο θέλγητρο της τεχνικής τους. Παρακάτω θα αναλύσουμε αυτά τα βασικά χαρακτηριστικά που πρέπει να' χει ένας αλγόριθμος ώστε να θεωρείται γενετικός.

Αρχικά σ' ένα Γ.Α τα στοιχεία που θα υπάρχουν, θα πρέπει να συνδέονται με το πρόβλημα που επιλύει. Η κωδικοποίηση και η αντικειμενική συνάρτηση αποσκοπούν σ 'αυτό το σκοπό και είναι ″ εκ των ων ουκ άνευ″ συστατικά για ένα Γ.Α. Η αναπαράσταση των λύσεων θα πρέπει να γίνει με μαθηματικό και φορμαλιστικό τρόπο ώστε να μπορεί να επεξεργαστεί από τον υπολογιστή. Ο κυριότερος στόχος της κωδικοποίησης είναι να αναπαριστά με ικανοποιητικό τρόπο τα επιμέρους χαρακτηριστικά των λύσεων ώστε να διευκολύνει την επιλογή του αλγορίθμου, με αποτέλεσμα την ύπαρξη ομοιοτήτων ανάμεσα στα άτομα με σκοπό την εκμετάλλευση τους. Η κωδικοποίηση μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους, όμως ο πιο γνωστός είναι με δυαδικά ψηφία(bits) όπως αναφερθήκαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Όπου κάθε λύση αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά(binary-string) καθορισμένου μήκους. Το συμπέρασμα από όλα αυτά είναι πως η κωδικοποίηση αποτελεί το κυριότερο βήμα στην εφαρμογή του Γ.Α, όπου σε περίπτωση που δεν είναι προσεκτική πιθανότατα να αποβεί μοιραία για την επιτυχία του. Η καταλληλότητα της κωδικοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση και την πείρα αυτού που την σχεδιάζει. Μερικές φορές μάλιστα, προφανείς τρόποι κωδικοποίησης να είναι λίγο (ή και καθόλου) αποτελεσματικοί.

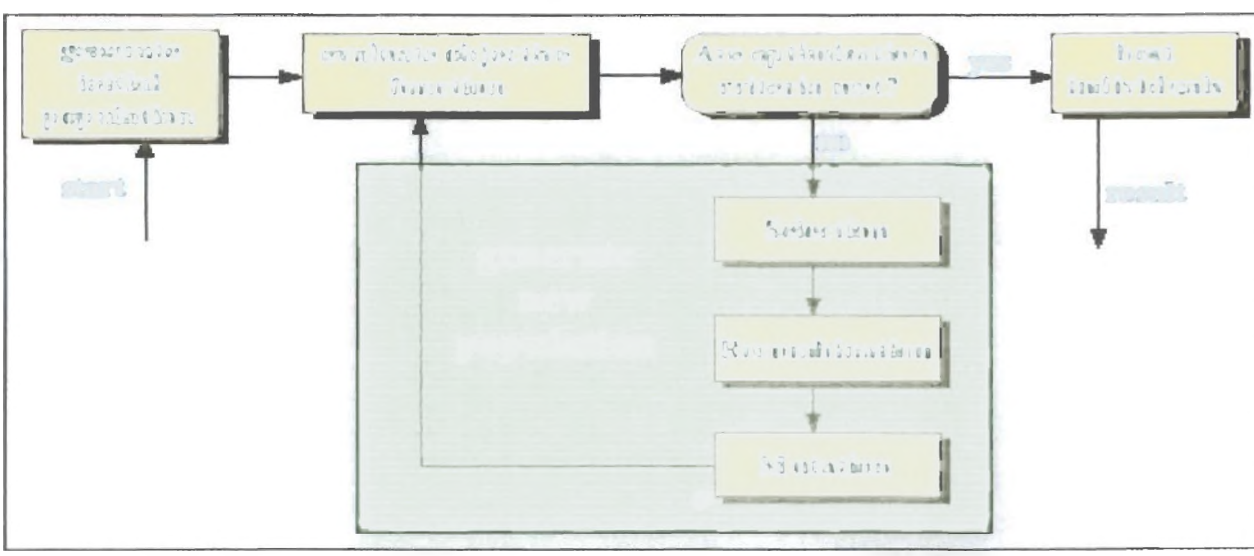
Ένα άλλο βασικό στοιχείο της σύνδεσης ενός Γ.Α με το πρόβλημα που λύνει, είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Η αντικειμενική συνάρτηση παίρνει ως είσοδο μια αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά και επιστρέφει μια τιμή (συνήθως πραγματική), που είναι ανάλογη του πόσο καλά λύνει το πρόβλημα η συγκεκριμένη συμβολοσειρά. Η τιμή αυτή αποτελεί και τον καθοριστικό παράγοντα επιβίωσης και πολλαπλασιασμού ή όχι του ατόμου. Η αντικειμενική συνάρτηση παρομοιάζεται ως το περιβάλλον του τεχνητού μοντέλου. Αποτελεί στην ουσία την μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Το σημαντικότερο είναι πως η συνάρτηση υπολογίζεται αρκετά εύκολα, ώστε να μην επιβραδύνει τους ρυθμούς της διαδικασίας. Είναι σημαντικό να τονίσουμε πως η φάση ορισμού της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης υπάρχουν πάντα σε κάθε Γ.Α. ανεξαρτήτως του προβλήματος.

Αφού γίνουν όλες αυτές οι ενέργειες προχωρούμε στο επόμενο στάδιο που είναι λειτουργίες που ανήκουν στη φάση τρεξίματος του Γ.Α.. Εδώ γίνεται ο κύριος όγκος της εργασίας και παράγεται το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης. Η δομή της λειτουργίας ενός Γ.Α. αποτελείται από τα παρακάτω βήματα:

1) **Αρχικοποίηση (Initialization)**
2) **Αποκωδικοποίηση (Decoding)**
3) **Υπολογισμός ικανότητας (Fitness calculation ή evaluation)**
4) **Αναπαραγωγή (Reproduction)**
   I. **Επιλογή (Selection)**
   II. **Διασταύρωση (Crossover ή Mating)**
   III. **Μετάλλαξη (Mutation)**
5) **Επανάληψη από το βήμα (2) μέχρι να ικανοποιηθεί το κριτήριο τερματισμού του Γ.Α.**

Το πρώτο βήμα είναι η αρχικοποίηση, στο οποίο ορίζεται ο αρχικός πληθυσμός όπου θα λάβουν χώρα οι λειτουργίες του Γ.Α. Ο πληθυσμός αυτός διαλέγεται με τυχαίο τρόπο ανάμεσα σε όλες τις δυνατές τιμές των μεταβλητών του προβλήματος, ενώ το μέγεθός του ορίζεται από το χρήστη (συνήθως, όμως, εξαρτάται από τους πόρους τους που έχει στη διάθεσή του). Όμως σε μερικές υλοποιήσεις η επιλογή των αρχικών σημείων γίνεται με ευρετικές μεθόδους, δίνοντας ένα εξ αρχής πλεονέκτημα στην αναζήτηση.

Παρακάτω μπορούμε να δούμε σε σχεδιάγραμμα τα στάδια των λειτουργιών ενός Γενετικού Αλγορίθμου.



Αφού προκύψει η πρώτη γενιά, ο Γ.Α. εισέρχεται στο επαναληπτικό μέρος του. Ο πληθυσμός πρέπει να αξιολογηθεί, δηλαδή να μετρηθεί η ικανότητα επιβίωσης, του κάθε ατόμου χωριστά Για να γίνει αυτό, το επόμενο βήμα είναι η αποκωδικοποίηση. Με άλλα λόγια αποκωδικοποίηση χαρακτηριστικών και έπειτα υπολογισμός της απόδοσης των ατόμων. Η διαδικασία αυτή για να γίνει κατανοητή την παραλληλίζουμε με το φυσικό μοντέλο. Στη φύση τα χρωμοσώματα ενός οργανισμού έχουν στα γονίδιά τους κωδικοποιημένα τα χαρακτηριστικά τους. Το σύνολο αυτής της κωδικοποιημένης γενετικής πληροφορίας ονομάζεται, όπως είπαμε, γονότυπος. Τώρα τον ρόλο του γονότυπου παίζει η δομή της συμβολοσειράς με τα δυαδικά ψηφία ως αντίστοιχο των γονιδίων Ο φαινότυπος αναφέρεται στην παρατηρούμενη εμφάνιση μιας συμβολοσειράς, δηλαδή στο πώς φαίνεται στο περιβάλλον της. Περιβάλλον όμως, θεωρείται η αντικειμενική συνάρτηση, άρα ο φαινότυπος μιας συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην αποκωδικοποιημένη τιμή του, που ανήκει στο σύνολο ορισμού της αντικειμενικής συνάρτησης.

Στην συνέχεια ο σκοπός της λειτουργίας αξιολόγησης, είναι ο υπολογισμός της ικανότητας επιβίωσης του ατόμου. Ο υπολογισμός της ικανότητας είναι θεμελιώδης λειτουργία για το Γ.Α. Η εφαρμογή της είναι απλή (τουλάχιστον για απλά προβλήματα): όπου για κάθε συμβολοσειρά του τρέχοντος πληθυσμού υπολογίζεται η απόδοσή της από την ήδη γνωστή αντικειμενική συνάρτηση. Αμέσως μετά έχουμε την σημαντικότερη λειτουργία του Γ.Α., που είναι η αναπαραγωγή. Η δομή της αναπαραγωγικής διαδικασίας είναι σύνθετη. Περιλαμβάνει τα εξής τρία μέρη: την επιλογή, τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη.

2.2

ΒΑΣΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΕΝΟΣ Γ.Α.

Εδώ θα παρουσιαστούν τα βασικά χαρακτηριστικά ενός Γ.Α. σε σχέση με τη βελτιστοποίηση της συνάρτησης μιας μεταβλητής. Η συνάρτηση ορίζεται ως εξής:
$f(x) = x \cdot \sin(10\pi \cdot x) + 1.0$

Ζητείται να βρεθεί η τιμή του x μέσα από το διάστημα $[-1,2]$ που μεγιστοποιεί την τιμή της συνάρτησης f, δηλαδή να βρεθεί ένα x_0 τέτοιο ώστε $f(x_0) > f(x)$, για κάθε $x \in [-1,2]$.

Η ανάλυση της συνάρτησης f είναι σχετικά εύκολη. Οι ρίζες της πρώτης παραγώγου της f βρίσκονται ως εξής:

$$f'(x) = \sin(10\pi \cdot x) + 10\pi x \cdot \cos(10\pi \cdot x) = 0 \Rightarrow \tan(10\pi \cdot x) = -10\pi x$$

Είναι προφανές ότι η παραπάνω εξίσωση έχει άπειρες λύσεις της μορφής:

$$x_i = \frac{2i-1}{20} + e_i \text{ , για } i = 1,2,\ldots,$$

$$x_0 = 0,$$

$$x_i = \frac{2i+1}{20} - e_i, \text{ για } i = -1,-2,\ldots,$$

όπου τα e_i αντιπροσωπεύουν φθίνουσες ακολουθίες πραγματικών αριθμών που τείνουν στο μηδέν για $i = 1,2,\ldots$ και $i = -1,-2,\ldots$ αντίστοιχα.

Παρατηρείται ότι η συνάρτηση f παίρνει τις τοπικά μέγιστες τιμές της, για τιμές του x_i όπου το i είναι περιττός ακέραιος και τις τοπικά ελάχιστες, για τιμές του x_i όπου το i είναι άρτιος ακέραιος.

Αφού το πεδίο ορισμού του προβλήματος είναι το $[-1,2]$, η συνάρτηση παίρνει τη μέγιστη τιμή της για $x_{19} = 37/20 + e_{19} = 1.85 + e_{19}$, όπου το $f(x_{19})$ είναι λίγο μεγαλύτερο από το $f(1.85) = 1.85 \cdot \sin(18\pi + \frac{\pi}{2}) + 1.0 = 2.85$.

Θα κατασκευαστεί ένας Γ.Α. που να επιλύει το παραπάνω πρόβλημα, δηλαδή να μεγιστοποιεί τη συνάρτηση f. Στις παρακάτω παραγράφους, θα γίνει μια εκτενής αναφορά στα βασικότερα συστατικά μέρη ενός τέτοιου αλγόριθμου.

Στην Αναπαράσταση, στο παράδειγμα μας χρησιμοποιείται ένα δυαδικό διάνυσμα ως το χρωμόσωμα που θα αναπαραστήσει τις πραγματικές τιμές. Το μήκος του διανύσματος θα εξαρτηθεί από την επιθυμητή ακρίβεια, που στη συγκεκριμένη περίπτωση θεωρείται ότι είναι έξι Το πεδίο ορισμού της μεταβλητής x έχει μήκος 3. Αυτό σε συνδυασμό με την επιθυμητή ακρίβεια υπαγορεύει το χωρισμό του συνόλου $[-1,2]$ σε τουλάχιστον $3 \cdot 1000000$ ισομεγέθη υποσύνολα. Έτσι προκύπτει ότι απαιτούνται 22 δυαδικά ψηφία για το δυαδικό διάνυσμα της αναπαράστασης, αφού:

$$2097152 = 2^{21} < 3000000 \leq 2^{22} = 4194304.$$

Η αντιστοίχηση μιας δυαδικής συμβολοσειράς $< b_{21} b_{20} \ldots b_0 >$ στον αντίστοιχο πραγματικό αριθμό x μέσα από το διάστημα $[-1,2]$ γίνεται άμεσα και πραγματοποιείται σε δύο βήματα:
Μετατροπή της δυαδικής συμβολοσειράς από δυαδικό σε δεκαδικό αριθμό:

$$(< b_{21} b_{20} \ldots b_0 >)_2 = (\sum_{i=0}^{21} b_i \cdot 2^i)_{10} = x^i$$

Εύρεση ενός αντίστοιχου πραγματικού αριθμού x τέτοιου ώστε:

$$x = -1.0 + x^i \cdot \frac{3}{2^{22} - 1},$$

όπου -1.0 είναι το αριστερό όριο του πεδίου ορισμού και 3 είναι το μήκος του πεδίου αυτού.
Για παράδειγμα, το χρωμόσωμα (1000101110110101000111) αντιπροσωπεύει τον αριθμό 0.637197, αφού:

$$x^i = (1000101110110101000111)_2 = 2288967 \text{ και}$$

$$x = -1.0 + 2288967 \cdot \frac{3}{4194303} = 0.637197$$

Όπως είναι φυσικό, τα χρωμοσώματα:
(0000000000000000000000) και (1111111111111111111111)
αντιπροσωπεύουν τα όρια του πεδίου ορισμού, -1 και 2 αντίστοιχα.

Μετά είναι ο αρχικός πληθυσμός όπου διαδικασία αρχικοποίησης είναι απλή γιατί δημιουργείται ένας πληθυσμός από χρωμοσώματα, όπου κάθε χρωμόσωμα είναι ένα δυαδικό διάνυσμα των 22 δυαδικών ψηφίων. Και τα 22 δυαδικά ψηφία κάθε χρωμοσώματος αρχικοποιούνται ομοιόμορφα. Στην συνέχεια είναι η Αντικειμενική συνάρτηση. Όπου η συνάρτηση αποτίμησης eval για τα δυαδικά διανύσματα v ισούται με τη συνάρτηση f:

$$\text{eval}(v) = f(x),$$

όπου το χρωμόσωμα v αντιπροσωπεύει την πραγματική τιμή x.

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, η αντικειμενική συνάρτηση παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος αξιολογώντας τις διάφορες πιθανές λύσεις σε σχέση με την καταλληλότητά τους. Για παράδειγμα, τα χρωμοσώματα:
τα χρωμοσώματα:

$$v_1 = (1000101110110101000111),$$
$$v_2 = (0000001110000000010000),$$
$$v_3 = (1110000000111111000101),$$

αντιπροσωπεύουν τις τιμές $x_1 = 0.637197$, $x_2 = -0.958973$ και $x_3 = 1.627888$, αντίστοιχα. Συνεπώς, η αντικειμενική συνάρτηση θα τα αξιολογήσει ως εξής:

$$\mathrm{eval}(v_1) = f(x_1) = 1.586345,$$
$$\mathrm{eval}(v_2) = f(x_2) = 0.078878,$$
$$\mathrm{eval}(v_3) = f(x_3) = 2.250650.$$

Προφανώς, το χρωμόσωμα v_3 είναι το καλύτερο από τα τρία χρωμοσώματα , αφού η απόδοσή του έχει την μεγαλύτερη τιμή.

Γενετικοί Τελεστές. Όσο αναπαράγεται ο Γ.Α θα χρησιμοποιηθούν δύο κλασσικοί γενετικοί τελεστές: ο τελεστής διασταύρωσης ενός σημείου (*One-Point Crossover*) και ο τελεστής μετάλλαξης ενός δυαδικού ψηφίου (*Flip Mutator*).
η μετάλλαξη έχει ως αποτέλεσμα την μετατροπή ενός ή περισσοτέρων γονιδίων με πιθανότητα ίση με το ρυθμό μετάλλαξης. Έστω ότι το πέμπτο γονίδιο από το χρωμόσωμα v_3 έχει επιλεγεί για μετάλλαξη. Αφού η τωρινή τιμή του είναι 0 θα αλλάξει σε 1και το χρωμόσωμα v_3 μετά την μετάλλαξη θα έχει την εξής μορφή:

$$v_3' = (1110100000111111000101).$$

Το χρωμόσωμα αντιπροσωπεύει την τιμή $x_3' = 1.721638$ και $f(x_3') = -0.082257$.

Αυτό σημαίνει ότι αυτή η συγκεκριμένη μετάλλαξη κατέληξε σε σημαντική μείωση της απόδοσης του χρωμοσώματος v_3. Από την άλλη πλευρά, εάν είχε επιλεχθεί το δέκατο γονίδιο του v_3 για μετάλλαξη, τότε:

$$v_3'' = (1110000001111111000101).$$

Το χρωμόσωμα αντιπροσωπεύει την τιμή $x_3'' = 1.630818$ και $f(x_3'') = 2.343555$.

Αυτό σημαίνει ότι αυτή η συγκεκριμένη μετάλλαξη κατέληξε σε αύξηση της απόδοσης του χρωμοσώματος v_3 που είχε αρχική απόδοση $f(x_3) = 2.250650$.

Θα παρουσιαστεί τώρα η επίδραση του τελεστή διασταύρωσης πάνω στα χρωμοσώματα v_2 και v_3. Έστω ότι είχε επιλεχθεί, με τυχαίο πάντα τρόπο, το πέμπτο γονίδιο ως το γονίδιο της διασταύρωσης:

$$v_2 = (00000|01110000000010000),$$
$$v_3 = (11100|00000111111000101).$$

Τα δύο νέα χρωμοσώματα παιδιά που προκύπτουν είναι τα εξής:

$$v_2' = (00000|00000111111000101),$$
$$v_3' = (11100|01110000000010000).$$

Οι απόγονοι αυτοί εμφανίζουν την εξής απόδοση:

$$f(v_2') = f(-0.998113) = 0.940865,$$
$$f(v_3') = f(1.666028) = 2.459245.$$

Προκύπτει ότι ο δεύτερος απόγονος παρουσιάζει μεγαλύτερη απόδοση και από τους δύο γονείς του.
Τέλος είναι οι παράμετροι θα χρησιμοποιηθούν οι παρακάτω τιμές για τις βασικότερες παραμέτρους του Γ.Α.:
Μέγεθος πληθυσμού $pop\_size = 50$

Πιθανότητα διασταύρωσης $p_c = 0.25$

Πιθανότητα μετάλλαξης $p_m = 0.01$

που στο συγκεκριμένο παράδειγμα

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ
Εδώ βλέπουμε τα αποτελέσματα που πήραμε από την εφαρμογή του παραπάνω Γ.Α. με τις συγκεκριμένες τιμές για τις παραμέτρους του.

Αριθμός Γενεών	Μέγιστη Τιμή Αντικειμενικής Συνάρτησης
1	1.441942
6	2.250003
8	2.250283
9	2.250284
10	2.250363
12	2.328077
39	2.344251
40	2.345087
51	2.738930
99	2.849246
137	2.850217
145	2.850227

Στην πρώτη στήλη αναφέρονται οι αριθμοί των γενεών του γενετικού, στις οποίες παρατηρήθηκε βελτίωση της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης, ενώ στη δεύτερη στήλη η αντίστοιχη τιμή που πήρε η συνάρτηση. Το καλύτερο χρωμόσωμα μετά από 150 γενεές ήταν το εξής:

$$v_{max} = (1111001101000100000101),$$

που αντιστοιχεί στην πραγματική τιμή $x_{max} = 1.850773$.
Όπως ήταν αναμενόμενο $x_{max} = 1.85 + e_{19}$ και το $f(x_{max})$ είναι ελαφρώς μεγαλύτερο από 2.85.
Στις δύο ακόλουθες ενότητες θα εφαρμοστεί Γ.Α. σε δύο πολύ γνωστά προβλήματα για την επίδειξη του μεγάλου εύρους εφαρμογών που μπορεί να εφαρμοστεί η τεχνολογία αυτή. Θα φανεί επίσης, ο τρόπος με τον οποίο προσαρμόζεται η ανατομία ενός Γ.Α. σε διάφορα προβλήματα.

2.3

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΔΙΑΚΡΙΤΗΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Στην συνέχεια θα δούμε δύο παραδείγματα της διακριτής βελτιστοποίησης. Το πρώτο παράδειγμα αναφέρεται στο δίλημμα του κρατούμενου.

2.3.1

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ 1ο

Έχουμε δύο κρατούμενους σε διαφορετικά κελιά δίχως δυνατότητα επικοινωνίας. Κάθε κρατούμενος καλείται ξεχωριστά να μαρτυρήσει και να προδώσει τον άλλο. Υπάρχουν τρεις εκδοχές. Η πρώτη είναι να προδώσει ο ένας τον άλλο και να ανταμειφτεί πλούσια ο ίδιος με αποτέλεσμα ο άλλος να τιμωρηθεί, η άλλη είναι η μαρτυρία και των δύο κοινή οπότε παραμένουν στην φυλακή και βασανίζονται. Τέλος η Τρίτη εκδοχή στο συγκεκριμένο πρόβλημα μας είναι να μην προδώσει κανένας τον άλλο αποτέλεσμα να απελευθερωθούν και οι δύο, αλλά να ανταμειφθούν πενιχρά. Οπότε για κάθε κρατούμενο, η εγωιστική επιλογή της προδοσίας έχει πάντα καλύτερο αποτέλεσμα από την συνεργασία με τον άλλο ανεξάρτητα από το τι θα πράξει αυτός. Όμως εάν και οι δύο προδώσουν θα βρεθούν σε πολύ χειρότερη θέση από αυτήν που θα βρίσκονταν αν είχαν συνεργαστεί. Το Δίλημμα του Κρατούμενου συνίσταται στην απόφασή του για το εάν θα πρέπει να προδώσει ή να συνεργαστεί με τον άλλο κρατούμενο. Το Δίλημμα του Κρατούμενου μπορεί να αποτελέσει ένα παιχνίδι μεταξύ δύο παικτών, όπου σε κάθε γύρο, κάθε παίκτης, όταν έρχεται η σειρά του, προδίδει ή συνεργάζεται με τον άλλο αντίστοιχα. Κάθε παίκτης παίρνει πόντους ανάλογα με το τι επιλέγει να πράξει, σύμφωνα με τον παρακάτω πίνακα

(P_i είναι το κέρδος για τον παίκτη i):

Παίκτης 1	Παίκτης 2	P_1	P_2	Σχολιασμός
Προδοσία	Προδοσία	1	1	Τιμωρία για την αμοιβαία προδοσία
Προδοσία	Συνεργασία	5	0	Δελεασμός για προδοσία
Συνεργασία	Προδοσία	0	5	Δελεασμός για προδοσία
Συνεργασία	Συνεργασία	3	3	Αμοιβή για την αμοιβαία συνεργασία

Παρακάτω θα δούμε τον τρόπο που χρησιμοποιείται ο Γ.Α για την εκμάθηση μιας στρατηγικής για το παραπάνω παιχνίδι. Μια προσέγγιση, από την πλευρά των Γ.Α., είναι η διατήρηση ενός πληθυσμού από παίκτες, καθένας από τους οποίους έχει μια συγκεκριμένη στρατηγική παιξίματος. Στην αρχή ο παίκτης διαλέγεται τυχαία, όμως στην συνέχεια σε κάθε βήμα, οι παίκτες παίζουν και σημειώνονται οι βαθμοί που αντιστοιχούν στον καθένα. Ένας αριθμός των παικτών αυτών, επιλέγεται ώστε με την διαδικασία του ζευγαρώματος (μετάλλαξη-διασταύρωση) να βγάλει απογόνους. Όταν οι παίχτες ζευγαρώσουν ο καινούριος ή οι καινούριοι παίκτες που προκύπτουν (ανάλογα με τη διαδικασία ζευγαρώματος) έχουν μια στρατηγική κατασκευασμένη από τις στρατηγικές των γονέων τους ή του γονιού τους σε περίπτωση μετάλλαξης. Η διαδικασία της μετάλλαξης, όπως είναι φυσικό, εισάγει κάποια ποικιλία και μεταβλητότητα στις στρατηγικές των παικτών μέσω τυχαίων αλλαγών που εφαρμόζει στις αναπαραστάσεις των στρατηγικών αυτών.

Αρχικά θα επιλεγεί ο τρόπος αναπαράστασης των στρατηγικών, που θα αποτελέσουν λύσεις αυτού του προβλήματος. Θεωρείται ότι οι στρατηγικές που χρησιμοποιούνται είναι ντετερμινιστικές και χρησιμοποιούν τα αποτελέσματα των τριών προηγούμενων βημάτων για να αποφασίσουν τι πρόκειται να πράξουν στο επόμενο βήμα. Υπάρχουν τέσσερις δυνατότητες δράσης για κάθε βήμα, δηλαδή $4 \times 4 \times 4 = 64$ πιθανά διαφορετικά σενάρια για την ακολουθία των τριών προηγούμενων βημάτων. Η στρατηγική αυτή μπορεί να προσδιοριστεί πλήρως καθορίζοντας τι κίνηση πρόκειται να ακολουθήσει μετά από καθένα από τα 64 πιθανά σενάρια της ακολουθίας των τριών προηγούμενων βημάτων. Η αναπαράσταση της γίνεται από μια συμβολοσειρά, που αποτελείται από 64 δυαδικά ψηφία ή 64 ,όπου με Π συμβολίζεται η προδοσία και με Σ η συνεργασία. Για να ξεκινήσει μια στρατηγική, στην αρχή του παιχνιδιού, πρέπει απαραίτητα να καθορίσουμε τις αρχικές συνθήκες που προσδιορίζουν την ακολουθία των τριών βημάτων που υποτίθεται ότι προηγούνται της έναρξης του παιχνιδιού. Αυτό προϋποθέτει την ύπαρξη έξι επιπλέον γονιδίων σε κάθε χρωμόσωμα με αποτέλεσμα ο αριθμός των γονιδίων κάθε χρωμοσώματος να φτάνει τα 70.

Αυτή η συμβολοσειρά των 70 δυαδικών ψηφίων εξυπηρετεί πλήρως το σκοπό για τον οποίο σχεδιάστηκε. Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζει είναι τα εξής: α) προσδιορίζει με σαφήνεια τι θα πράξει κάθε παίκτης σε κάθε πιθανή κατάσταση οπότε έτσι καθορίζει πλήρως κάθε συγκεκριμένη στρατηγική. β) μπορεί με ευκολία να χρησιμοποιηθεί για την αναπαράσταση των παικτών και την εφαρμογή της εξελικτικής διαδικασίας του Γ.Α.

Η παρουσίαση του Γενετικού αλγόριθμου εφαρμόζεται σε τέσσερα παρακάτω στάδια, που είναι τα εξής: α) **επιλέγει τον αρχικό πληθυσμό:** όπου εδώ κάθε παίκτης παίρνει μια τυχαία συμβολοσειρά από 70 δυαδικά ψηφία, που αναπαριστά μια ξεχωριστή στρατηγική, όπως είπαμε πιο πάνω. β) **ελέγχει κάθε παίκτη για την αποτελεσματικότητα του:** εδώ ο παίχτης χρησιμοποιεί τη στρατηγική που καθορίζει το χρωμόσωμά του και παίζει με τη σειρά του το παιχνίδι μαζί με τους άλλους παίκτες. Η απόδοση του κάθε παίκτη αποτελεί τον μέσο όρο όλων των πόντων που έχει μαζέψει από όλα τα παιχνίδια που έπαιξε. γ) **επιλέγει παίκτες για επεξεργασία:** Ένας παίκτης που έχει απόδοση κοντά στο μέσο όρο επιλέγεται για μία διαδικασία αναπαραγωγής, ενώ αντίθετα ένας παίκτης που η απόδοση του είναι μεγαλύτερη από τη μέση επιλέγεται για δύο διαδικασίες αναπαραγωγής. Τέλος αυτός που η απόδοσή του είναι μικρότερη από τη μέση δεν επιλέγεται για καμία διαδικασία αναπαραγωγής. δ)**Οι επιτυχημένοι παίκτες είτε διασταυρώνονται τυχαία για να παραχθούν δύο απόγονοι από κάθε διασταύρωση είτε υφίστανται μετάλλαξη:** Με την ολοκλήρωση των τεσσάρων σταδίων δημιουργείται ένας καινούριος πληθυσμός όπου η συμπεριφορά του μοιάζει με τη συμπεριφορά των επιτυχημένων ατόμων της προηγούμενης γενιάς παρά με αυτή των αποτυχημένων. Σε κάθε νέα γενιά, τα άτομα με σχετικά υψηλή απόδοση έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να εξαπλώσουν τις στρατηγικές τους, ενώ τα αποτυχημένα άτομα έχουν μικρή πιθανότητα να μεταδώσουν έστω και μικρά μέρη από τις δικές τους.

Σύμφωνα με όλες τις παραπάνω διαδικασίες καταλήγουμε σε σημαντικά αποτελέσματα που μας οδηγούν σε κάποιους κανόνες συμπεριφοράς που ακολουθούνται από την πλειοψηφία των ατόμων κάθε πληθυσμού. Αυτοί είναι οι εξής:

1) Μετά από τρεις αμοιβαίες συνεργασίες, συνεχίζεται η συνεργασία (δηλαδή εμφανίζεται Σ μετά από (ΣΣ)(ΣΣ)(ΣΣ)).

2) Μετά από μία προδοσία του ενός ακολουθεί αμέσως προδοσία του άλλου (δηλαδή εμφανίζεται Π μετά από (ΣΣ)(ΣΣ)(ΣΠ)).

3) Μετά από αποκατάσταση της συνεργασίας από τον έναν, ο άλλος αποφασίζει να συνεργαστεί κι αυτός με τη σειρά του (δηλ. εμφανίζεται Σ μετά από (ΣΠ)(ΠΣ)(ΣΣ)).

4) Εάν αποκατασταθεί η συνεργασία μετά από μια προδοσία, συνεχίζεται η αμοιβαία συνεργασία (δηλ. εμφανίζεται Σ μετά από (ΠΣ)(ΣΣ)(ΣΣ)).

5) Μετά από τρεις αμοιβαίες προδοσίες συνεχίζεται η προδοσία (δηλ. εμφανίζεται Π μετά από (ΠΠ)(ΠΠ)(ΠΠ)).

2.3.2

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ 2°

Το δεύτερο παράδειγμα της διακριτής βελτιστοποίησης όπως αναφέραμε παραπάνω είναι του πλανόδιου πωλητή*(Traveling Salesman Problem, TSP) με χρήση Γ.Α.*

Δεδομένων των εξόδων μεταφοράς μεταξύ των διαφόρων πόλεων, το TSP συνίσταται στην προσπάθεια του πλανόδιου πωλητή να επισκεφτεί όλες τις πόλεις της περιοχής του, μία μόνο φορά την καθεμιά, και να επιστρέψει στην πόλη από την οποία ξεκίνησε με το ελάχιστο δυνατό κόστος. Συγκεκριμένα το *TSP ανήκει* στην κατηγορία των συνδυαστικών προβλημάτων βελτιστοποίησης και εμφανίζεται σε ένα πολύ μεγάλο αριθμό εφαρμογών. Υπάρχουν αρκετοί προσεγγιστικοί και ευρετικοί αλγόριθμοι που προσπαθούν να επιλύσουν το πρόβλημα, ενώ τα τελευταία χρόνια έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες για να προσεγγιστεί το TSP με χρήση Γ.Α. Παρακάτω θα δούμε μία από αυτές τις προσπάθειες προσέγγισης Εδώ μας δημιουργείται ένα σημαντικό ερώτημα στον τρόπο αναπαράστασης του χρωμοσώματος σχετικά με την αναπαράσταση των πιθανών λύσεων. Μπορεί να είναι είτε ένας πίνακας ακεραίων είτε μια δυαδική συμβολοσειρά. Τα προηγούμενα παραδείγματα που είδαμε η λύση ήταν με δυαδική συμβολοσειρά. Αυτό γινόταν με αυτόν τον τρόπο επειδή ήταν δυνατή η χρήση δυαδικής μετάλλαξης και δυαδικής διασταύρωσης, δυαδικών τελεστών, που παρήγαγαν καινούρια χρωμοσώματα εντός του επιτρεπτού διαστήματος τιμών. Η αναπαράσταση αυτή, όμως, δεν ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις του συγκεκριμένου προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή. Αυτό γίνεται γιατί σε μια δυαδική αναπαράσταση για ένα TSP n πόλεων, κάθε πόλη θα έπρεπε να αναπαρασταθεί ως μια δυαδική συμβολοσειρά $[\log_2 n]$ δυαδικών ψηφίων. Αυτό σημαίνει ότι το χρωμόσωμα θα κατέληγε να αποτελείται από $n \cdot [\log_2 n]$ δυαδικά ψηφία. Κατά τη διαδικασία της μετάλλαξης θα μπορούσε να εμφανιστεί πρόβλημα, όταν θα δημιουργούταν ακολουθία πόλεων, στην οποία μία τουλάχιστον πόλη θα εμφανιζόταν παραπάνω από μία φορά Επιπλέον, για ένα TSP με

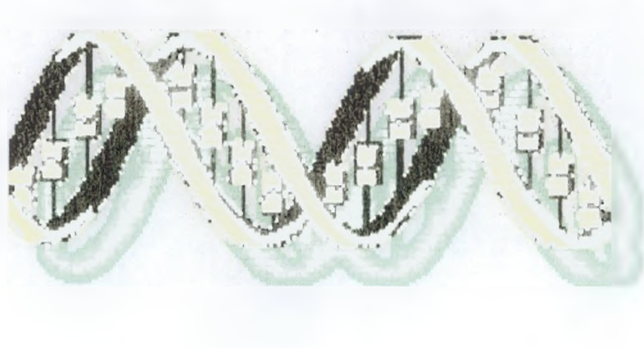
20 πόλεις (όπου για την αναπαράσταση κάθε πόλης θα χρειαζόντουσαν 5 δυαδικά ψηφία), μερικές ακολουθίες των 5 δυαδικών ψηφίων (π.χ. η 10110) δεν θα αντιστοιχούν σε καμία πόλη. Τέτοια προβλήματα θα βρίσκονταν και σε προβλήματα που εφαρμόζονταν οι τελεστές διασταύρωσης. Το αποτέλεσμα που συμπεραίνουμε είναι ότι εάν γινόταν χρήση των τελεστών μετάλλαξης και διασταύρωσης, όπως αυτοί ορίσθηκαν στα προηγούμενα παραδείγματα, θα ήταν απαραίτητη η ύπαρξη ενός *διορθωτικού αλγορίθμου*. Ένας τέτοιος αλγόριθμος (διορθωτικός κανόνας) θα επιδιόρθωνε κάθε χρωμόσωμα μεταφέροντάς το μέσα στο επιτρεπτό σύνολο τιμών.

Το συμπέρασμα που προκύπτει εδώ είναι πως η αναπαράσταση με διάνυσμα ακεραίων αποτελεί καλύτερη επιλογή. Κι αυτό γιατί μ' αυτό τον τρόπο, αντί να εφαρμόζονται διορθωτικοί κανόνες μετά από τη χρήση των γενετικών τελεστών, μπορούν να ενσωματωθούν και η γνώση και οι πληροφορίες που έχουμε για το συγκεκριμένο πρόβλημα από πριν στους τελεστές αυτούς. Έτσι η απομάκρυνση θα γινόταν με έξυπνο τρόπο και ο κίνδυνος για παραγωγή ατόμων εκτός των ορίων του διαστήματος τιμών. Στη συγκεκριμένη προσέγγιση χρησιμοποιείται αναπαράσταση με ακέραιους αριθμούς. Ένα διάνυσμα v της μορφής $v = \langle i_1 i_2 \dots i_n \rangle$ αντιστοιχεί σε μια διαδρομή από την πόλη i_1 στην i_2, από την i_2 στην i_3, κ.τ.λ., από την i_{n-1} στην i_n και πίσω ξανά στην i_1. Το αποτελεί μια διάταξη των $\langle 12 \dots n \rangle$.

Η αποτίμηση των χρωμοσωμάτων γίνεται με γρήγορο τρόπο, όπου με τα δεδομένων των εξόδων μεταφοράς μεταξύ των διαφόρων πόλεων, μπορούμε εύκολα να υπολογίσουμε το συνολικό κόστος ολόκληρης της διαδρομής.

Το ζητούμενο σε ένα TSP είναι η εύρεση της διαδρομής με την καλύτερη διάταξη των πόλεων. Είναι σχετικά εύκολο να δημιουργήσουμε μοναδιαίους τελεστές που θα ψάχνουν για καλύτερες διατάξεις συμβολοσειρών. Παρ' όλ' αυτά, με τη χρήση μόνο μοναδιαίων τελεστών είναι εξαιρετικά δύσκολο να βρεθούν σχετικά καλές διατάξεις, πόσο μάλλον να βρεθεί η καλύτερη.

Η δύναμη και η αποτελεσματικότητα των Γ.Α. πηγάζουν από την εναλλαγή της πληροφορίας που επιτυγχάνεται με τη βοήθεια των συνδυασμένων διασταυρώσεων των ατόμων με την καλύτερη απόδοση Αυτό που παίζει μεγάλο ρόλο εδώ είναι οι Γ.Α. να πηγάζουν από την εναλλαγή της πληροφορίας, που επιτυγχάνεται με τη βοήθεια των συνδυασμένων διασταυρώσεων των ατόμων με την καλύτερη απόδοση.



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3°

3.1

ΕΝΕΡΓΕΙΕΣ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΣΕ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ

Σε αυτό το κεφάλαιο θα δούμε τις ενέργειες ενός Γ.Α για ένα απλό πρόβλημα βελτιστοποίησης. Έστω ότι το πρόβλημα βελτιστοποίησης που θέλουμε να επιλύσουμε είναι ένα πρόβλημα μεγιστοποίησης. Στην περίπτωση που αντιμετωπίζουμε ένα πρόβλημα ελαχιστοποίησης μιας συνάρτησης f, το πρόβλημα αυτό ισοδυναμεί με τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης g, όπου g= -f.

Επιπλέον, θα υποθέσουμε ότι η αντικειμενική συνάρτηση f παίρνει μόνο θετικές τιμές, διαφορετικά μπορούμε να εισάγουμε μια θετική σταθερά C έτσι ώστε

$$\max g(x) = \max\{f(x) + C\}$$

Παράδειγμα:

Έστω, λοιπόν, ότι θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε μια συνάρτηση k μεταβλητών, $f(x_1,\ldots,x_k): R^k \to R$. Κάθε μεταβλητή x_i παίρνει τιμές από το διάστημα $D_i = [a_i, b_i] \subseteq R$ και $f(x_1,\ldots,x_k) > 0$, $\forall x_i \in D_i$, $i = 1,\ldots,k$. Επιθυμούμε να βελτιστοποιήσουμε την f με κάποια απαιτούμενη ακρίβεια, π.χ. ακρίβεια q δεκαδικών ψηφίων για κάθε μεταβλητή.

Για να επιτευχθεί τέτοια ακρίβεια, θα πρέπει κάθε διάστημα τιμών $D_i = [a_i, b_i]$ να διαχωριστεί σε $(b_i - a_i)\cdot 10^q$ ίσα υποδιαστήματα. Έστω m_i ο μικρότερος ακέραιος για τον οποίο ισχύει ότι $(b_i - a_i)\cdot 10^q \le 2^{m_i} - 1$. Τότε, η αναπαράσταση των μεταβλητών σαν δυαδικές συμβολοσειρές μήκους m_i ικανοποιεί την απαίτηση για ακρίβεια q δεκαδικών ψηφίων. Η ακόλουθη φόρμουλα μετατρέπει κάθε τέτοια δυαδική συμβολοσειρά bin_str στον αντίστοιχο πραγματικό αριθμό:

$$x_i = a_i + \text{decimal}(\text{bin\_str})\cdot \frac{b_i - a_i}{2^{m_i} - 1},$$

όπου decimal(bin_str) επιστρέφει την αντίστοιχη δεκαδική τιμή για το δυαδικό αριθμό που περιέχει η bin_str.

Κατ' αυτόν τον τρόπο, κάθε χρωμόσωμα αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους $m = \sum_{i=1}^{k} m_i$. Τα πρώτα m_1 δυαδικά ψηφία κωδικοποιούν τη μεταβλητή x_1, δηλαδή το διάστημα $[a_1, b_1]$, τα επόμενα m_2 κωδικοποιούν τη x_2 στο διάστημα $[a_2, b_2]$, κ.ο.κ.

Δομές Δεδομένων:

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι επεξεργάζονται πληθυσμούς από δυαδικές συμβολοσειρές, κάτι που σημαίνει ότι η βασική δομή δεδομένων για ένα απλό Γενετικό αλγόριθμο είναι ένας πληθυσμός από συμβολοσειρές. Θα μπορούσαμε να αναφέρουμε ένα παράδειγμα απλού Γ.Α . Κατασκευάζουμε τον πληθυσμό, σαν ένα πίνακα από άτομα όπου κάθε άτομο περιέχει το φαινότυπο (την αποκωδικοποιημένη παράμετρο ή παραμέτρους), το γονότυπο (τα τεχνητά χρωμοσώματα ή συμβολοσειρές) και την τιμή της καταλληλότητας (αντικειμενικής συνάρτησης),και άλλες πληροφορίες ιδιαίτερα χρήσιμες σε μας.. . Μια σχηματική αναπαράσταση ενός πληθυσμού φαίνεται στον πίνακα

Α/α	**Άτομα**						
Ατόμου	**Συμβολοσειρά 1**	x_1	**Συμβολοσειρά 2**	x_2	•••	$F(x_1,x_2,\ldots,x_l)$	**Άλλα στοιχεία**
1	01111	15	00111	7	•••	225	•••
2	01001	9	00010	2	•••	101	•••
3	00111	7	01001	9	•••	123	•••
• • •	• • •	• • •	• • •	• • •	• • •	• • •	• • •
n	00111	7	00101	5	•••	81	•••

Από το πίνακα αυτό μπορούμε να κάνουμε κάποιες δηλώσεις τύπων για τα δεδομένα, σε κάποια δομημένη γλώσσα προγραμματισμού. Για παράδειγμα, σε γλώσσα Pascal,να δηλώσουμε:

- Ορισμένες σταθερές, όπως στο τμήμα δηλώσεων σταθερών, π.χ να παίρνει το μέγιστο μέγεθος του πληθυσμού *pop_size* και το μέγιστο μήκος της συμβολοσειράς *m*. Οι οποίες σταθερές ορίζουν τα πάνω όρια στο μέγεθος του πληθυσμού και το μήκος της συμβολοσειράς.

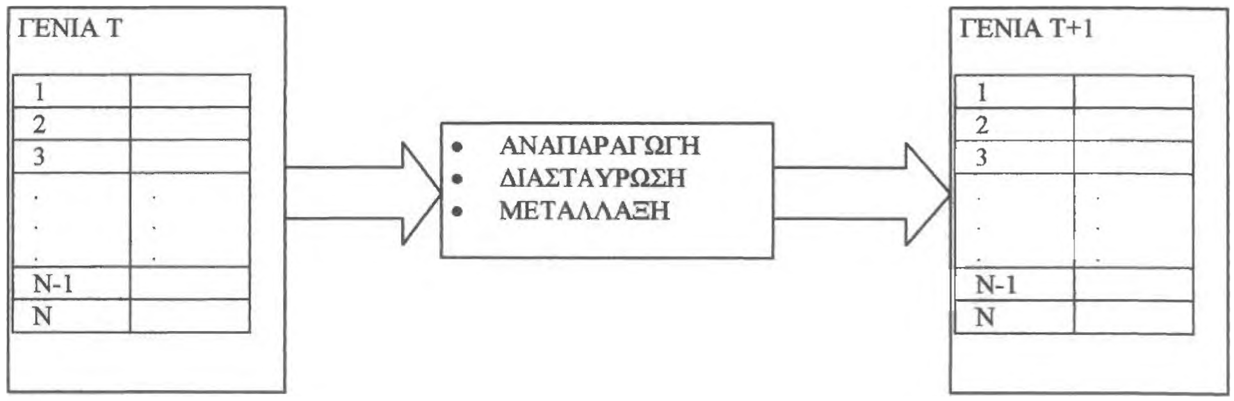
Μπορούμε επίσης να δηλώσουμε τον τύπο (type) του πληθυσμού και τις συνιστώσες του στο τμήμα δηλώσεων τύπων (type declaration). Για παράδειγμα ο τύπος population, είναι ένα array που ορίζεται από τον τύπο individual (με δείκτη από 1 έως m).Ο τύπος individual είναι ένα record που καθορίζεται από τη μεταβλητή chrom, που είναι τύπου chromosome, μια πραγματική μεταβλητή που ονομάζεται fittness και μια πραγματική μεταβλητή x.

Αρχικοποίηση:

Για την αρχικοποίηση του πληθυσμού, αρκεί η τυχαία επιλογή $pop\_size \cdot m$ δυαδικών ψηφίων. Τα υπόλοιπα βήματα του αλγορίθμου έχουν ως εξής:

1. Σε κάθε γενιά, αξιολογούμε κάθε χρωμόσωμα (χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση f) σαν αντικειμενική συνάρτηση.
2. Στη συνέχεια, επιλέγουμε ένα νέο πληθυσμό με χρήση της πιθανοτικής κατανομής που βασίζεται στις καλύτερες τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης (απόδοση).
3. Η διαδικασία καταλήγει μετατρέποντας τα χρωμοσώματα με τους τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης.
4. Μετά την ολοκλήρωση του προηγούμενου βήματος, έχει δημιουργηθεί η επόμενη γενιά, όπως φαίνεται στο σχήμα 3.1 και ο αλγόριθμος προχωράει στο επόμενο βήμα.
5. Μετά από κάποιον αριθμό γενιών και αφού καμιά βελτίωση δεν παρατηρείται πλέον, η όλη διαδικασία του Γ.Α. τερματίζεται.

Το καλύτερο χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε μια βέλτιστη λύση (πιθανώς καθολικά βέλτιστη).



Σχήμα 3.1: Σχηματική αναπαράσταση δύο μη επικαλυπτόμενων γενεών, σε ένα Γ.Α.

Μετά από τα πέντε βήματα έχουμε τους Γενετικούς τελεστές. Όπου αξιολογούμε κάθε χρωμόσωμα με την βοήθεια της συνάρτησης f. Στην συνέχεια, επιλέγουμε ένα νέο πληθυσμό με χρήση της πιθανοτικής κατανομής που βασίζεται στις τιμές απόδοσης, Τέλος μετατρέπουμε τα χρωμοσώματα με τους τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης. Η διαδικασία τελειώνει όταν παρατηρήσουμε ότι δεν υπάρχει περαιτέρω περιθώριο βελτίωσης.

Σχήμα 3.2: Η κατανομή τεσσάρων ατόμων στη ρουλέτα σύμφωνα με την απόδοση τους

Για να επιλέξουμε ένα νέο πληθυσμό, χρησιμοποιούμε μια ρουλέτα με σχισμές (slotted roulette wheel). Όσο καλύτερο είναι ένα χρωμόσωμα, τόσο περισσότερες πιθανότητες έχει να επιλεγεί και τόσο μεγαλύτερο ποσοστό της ρουλέτας θα κατέχει. Μια τέτοια ρουλέτα για πληθυσμό τεσσάρων ατόμων φαίνεται στο σχήμα 3.2

Η κατασκευή μιας τέτοιας ρουλέτας γίνεται ως εξής:
Υπολογίζουμε την απόδοση $\mathrm{eval}(v_i)$ για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i = 1,\ldots, pop\_size$.

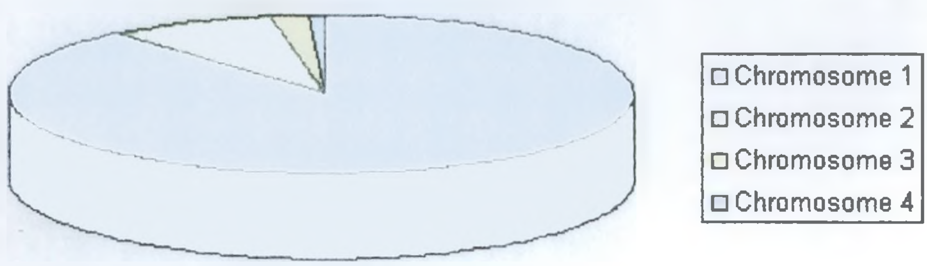
Υπολογίζουμε τη συνολική απόδοση του πληθυσμού $F = \sum_{i=1}^{pop\_size} \mathrm{eval}(v_i)$.

Υπολογίζουμε την πιθανότητα επιλογής p_i για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i = 1,\ldots, pop\_size$: $p_i = \mathrm{eval}(v_i) / F$.

Τέλος, υπολογίζουμε τη συσσωρευμένη (cumulative) πιθανότητα q_i για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i = 1,\ldots, pop\_size$: $q_i = \sum_{j=1}^{i} p_j$.

Για την επιλογή των χρωμοσωμάτων που θα αποτελέσουν το νέο πληθυσμό εκτελούμε pop_ size περιστροφές της ρουλέτας. Πιο συγκεκριμένα, ακολουθούμε τα εξής βήματα:
Επιλέγουμε τυχαία έναν αριθμό r μεταξύ 0 και 1.
Αν $r < q_1$, τότε επιλέγουμε το πρώτο χρωμόσωμα v_1, διαφορετικά επιλέγουμε το v_i $(2 \le i \le pop\_size)$, έτσι ώστε $q_{i-1} < r \le q_i$.

Η μορφή του καινούριου πληθυσμού των τεσσάρων ατόμων που αναφέραμε προηγουμένως μετά από την επιλογή της ρουλέτας θα είναι η εξής:



Σχήμα 3.3: Η κατανομή των τεσσάρων ατόμων μετά την επιλογή της ρουλέτας

Στην συνέχεια, εφαρμόζεται ο τελεστής διασταύρωσης ενός σημείου στο νέο πληθυσμό. Μία από τις παραμέτρους ενός Γ.Α. είναι η πιθανότητα διασταύρωσης p_c.
Η διαδικασία έχει ως εξής:
Επιλέγουμε τυχαία έναν αριθμό r μεταξύ 0 και 1.

Αν $r < p_c$, επιλέγουμε το χρωμόσωμα για διασταύρωση.

Μετά την επιλογή ατόμων για διασταύρωση (ο αναμενόμενος αριθμός αυτών των ατόμων είναι $p_c \cdot pop\_size$), σχηματίζουμε ζευγάρια από χρωμοσώματα και για κάθε ζευγάρι επιλέγεται τυχαία ένας ακέραιος pos από το διάστημα $[1, m-1]$, όπου m το μήκος σε δυαδικά ψηφία ενός χρωμοσώματος. Ο αριθμός pos προσδιορίζει το σημείο διασταύρωσης. Δυο άτομα:

$$(b_1 b_2 ... b_{pos} b_{pos+1} ... b_m) \text{ και}$$

$$(c_1 c_2 ... c_{pos} c_{pos+1} ... c_m)$$

αντικαθίστανται από το ζευγάρι απογόνων:

$$(b_1 b_2 ... b_{pos} c_{pos+1} ... c_m) \text{ και}$$

$$(c_1 c_2 ... c_{pos} b_{pos+1} ... b_m).$$

Ο επόμενος τελεστής, η μετάλλαξη, αντιμετωπίζει τον πληθυσμό των ατόμων σαν ένα μεγάλο συρμό από δυαδικά ψηφία. Κάθε δυαδικό ψηφίο έχει την ίδια πιθανότητα να αντιστραφεί. Η πιθανότητα αυτή είναι μια άλλη παράμετρος του Γ.Α., η πιθανότητα μετάλλαξης p_m. Ο αναμενόμενος αριθμός των αντιστραμμένων ψηφίων μετά τη διαδικασία της μετάλλαξης είναι $p_m \cdot m \cdot pop\_size$. Η διαδικασία έχει ως εξής: Για κάθε χρωμόσωμα και κάθε δυαδικό ψηφίο μέσα στο χρωμόσωμα:
Επιλέγουμε τυχαία έναν αριθμό r μεταξύ 0 και 1.

Αν $r < p_m$, τότε αντιστρέφουμε το δυαδικό ψηφίο.

Αφού ολοκληρωθούν τα παραπάνω βήματα, ακολουθεί μια νέα αξιολόγηση του πληθυσμού. Αυτή η αξιολόγηση χτίζει την πιθανοτική κατανομή, η οποία με τη σειρά της αποτελεί τη βάση για την κατασκευή της ρουλέτας. Η υπόλοιπη εξελικτική διαδικασία αποτελεί απλή κυκλική επανάληψη των παραπάνω βημάτων.
Παρακάτω θα δούμε ένα άλλο παράδειγμα το οποίο θα το αναλύσουμε πιο πολύ.

3.2

ΘΕΜΕΛΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Τα πρώτα θεμέλια των Γ.Α βασίζονται στην αναπαράσταση των λύσεων σαν δυαδικές συμβολοσειρές, καθώς και στην έννοια του σχήματος (schema),μιας φόρμας (template) που επιτρέπει τον προσδιορισμό της ομοιότητας μεταξύ των χρωμοσωμάτων. Το σχήμα κατασκευάζεται εισάγοντας ένα αδιάφορο (don't care symbol) * στο αλφάβητο Σ των γονιδίων (Σ={0,1}). Το σχήμα αναπαριστά όλες τις συμβολοσειρές (ένα υπερεπίπεδο ή άλλο υποσύνολο του χώρου αναζήτησης), οι οποίες ταιριάζουν σε όλες τις θέσεις εκτός από αυτές με το αδιάφορο σύμβολο *.

Ένα παράδειγμα που μπορούμε να δώσουμε είναι αν θεωρήσουμε τις συμβολοσειρές και τα σχήματα μήκους 10. Στο σχήμα (*111100100) ταιριάζουν οι δύο συμβολοσειρές:

$$\{(0111100100),(1111100100)\}$$

και στο σχήμα (*1*1100100) ταιριάζουν οι τέσσερις συμβολοσειρές:

$$\{(0101100100),(0111100100),(1101100100),(1111100100)\}.$$

Φυσικά το σχήμα (1001110001) αναπαριστά μία μόνο συμβολοσειρά, την (1001110001) και το σχήμα (**********) αναπαριστά όλες τις συμβολοσειρές μήκους 10. Είναι σαφές ότι κάθε σχήμα αναπαριστά 2^r συμβολοσειρές, όπου r είναι ο αριθμός των αδιάφορων συμβόλων * στο σχήμα. Από την άλλη πλευρά, κάθε συμβολοσειρά μήκους m ταιριάζει σε 2^m διαφορετικά σχήματα. Για παράδειγμα, ας θεωρήσουμε τη συμβολοσειρά (1001110001). Αυτή η συμβολοσειρά ταιριάζει στα ακόλουθα 2^{10} σχήματα:

(1001110001)
(*001110001)
(1*01110001)
(10*1110001)
.
.
.
(100111000*)
(**01110001)

(*0*1110001)
.
.
.
(10011100**)
(***1110001)
.
.
.
(**********).

Διαφορετικά σχήματα έχουν και διαφορετικά χαρακτηριστικά. Θα πρέπει να έχει ήδη γίνει σαφές ότι ο αριθμός των αδιάφορων συμβόλων * σε ένα σχήμα καθορίζει τον αριθμό των συμβολοσειρών που ταιριάζουν σε αυτό το σχήμα. Υπάρχουν δύο σημαντικά μεγέθη που χαρακτηρίζουν τα σχήματα: η *τάξη (order)* και το *καθορισμένο μήκος (defining length)*. Το *Αποτέλεσμα των Σχημάτων (Schema Result)* θα διατυπωθεί με βάση τα μεγέθη αυτά.

Η *τάξη* ενός σχήματος S ,η οποία συμβολίζεται $o(S)$, είναι ο αριθμός των θέσεων με 0 και 1, που καλούνται και *σταθερές θέσεις (fixed positions)*, δηλαδή οι θέσεις που δεν περιέχουν το αδιάφορο σύμβολο $*$. Με άλλα λόγια, είναι το μήκος του σχήματος μείον τον αριθμό των αδιάφορων συμβόλων $*$. Η τάξη προσδιορίζει την ειδικότητα (specialty) ενός σχήματος, δηλαδή το πόσο ειδικό είναι το συγκεκριμένο σχήμα. Για παράδειγμα, τα ακόλουθα τρία σχήματα, όλα μήκους 10,

$$S_1 = (***001*110),$$

$$S_2 = (****00**0*),$$

$$S_3 = (11101**001),$$

έχουν τις ακόλουθες τάξεις:

$$o(S_1) = 6, \ o(S_2) = 3 \ \text{ και } \ o(S_3) = 8,$$

και το σχήμα S_3 είναι το πιο συγκεκριμένο ή, με άλλα λόγια, το λιγότερο γενικό, αφού αναπαριστά μόνο τέσσερις συμβολοσειρές, σε αντίθεση με τα S_1 και S_2 που αναπαριστούν 16 και 128 συμβολοσειρές αντίστοιχα.
Η έννοια της τάξης ενός σχήματος είναι χρήσιμη στον υπολογισμό της πιθανότητας επιβίωσης του σχήματος κατά τη διαδικασία της μετάλλαξης.
Το καθ*ορισμένο μήκος* ενός σχήματος S (συμβολίζεται $\delta(S)$) είναι η απόσταση μεταξύ της πρώτης και της τελευταίας σταθερής θέσης. Προσδιορίζει την πυκνότητα (compactness) της πληροφορίας που περιέχεται στο σχήμα. Για παράδειγμα,

$$\delta(S_1) = 10 - 4 = 6, \ \delta(S_2) = 9 - 5 = 4 \ \text{ και } \ \delta(S_1) = 10 - 1 = 9.$$

Φυσικά, ένα σχήμα με μια μοναδική σταθερή θέση έχει ορισμένο μήκος μηδέν.

Η έννοια του ορισμένου μήκους ενός σχήματος είναι χρήσιμη στον υπολογισμό της πιθανότητας επιβίωσης του σχήματος κατά τη διαδικασία της διασταύρωσης.

Η διαδικασία εξέλιξης ενός Γ.Α. αποτελείται από τέσσερα επαναλαμβανόμενα βήματα:

1) επέλεξε νέο (προσωρινό) πληθυσμό $P(t)$ από τον $P(t-1)$
2) επέλεξε νέο (προσωρινό) πληθυσμό $P(t)$ από τον $P(t-1)$
3) ανασυνδύασε τον $P(t)$
4) εκτίμησε τον $P(t)$

Το πρώτο βήμα ($t \leftarrow t+1$) απλά αυξάνει το "ρολόι" της διαδικασίας κατά ένα (δηλαδή η διαδικασία προχωρά στην επόμενη γενιά). Στο τελευταίο βήμα (εκτίμησε τον $P(t)$) γίνεται η εκτίμηση του τρέχοντος πληθυσμού. Τα σημαντικότερα βήματα της εξελικτικής διαδικασίας είναι τα υπόλοιπα δύο: επιλογή και ανασυνδυασμός. Ακολουθεί μια συζήτηση σχετικά με τις επιδράσεις των δύο αυτών βημάτων στον αριθμό και το είδος των σχημάτων που περιέχονται στον πληθυσμό. Η συζήτηση θα γίνει με βάση ένα παράδειγμα.

Ας υποθέσουμε ότι ο πληθυσμός έχει μέγεθος $pop\_size = 20$ και ότι το μήκος της συμβολοσειράς (επομένως και το μήκος του σχήματος) είναι $m = 33$ (όπως και στο παράδειγμα του προηγούμενου κεφαλαίου). Ακόμη, ας υποθέσουμε ότι τη στιγμή (ή βήμα ή γενιά) t ο πληθυσμός αποτελείται από τις ακόλουθες συμβολοσειρές:

$$v_1 = (100110100000001111111010011011111)$$
$$v_2 = (111000100100110111001010100011010)$$
$$v_3 = (000010000011001000001010111011101)$$
$$v_4 = (100011000101101001111000001110010)$$
$$v_5 = (000111011001010011010111111000101)$$
$$v_6 = (000101000010010101001010111111011)$$
$$v_7 = (001000100000110101111011011111011)$$
$$v_8 = (100001100001110100010110101100111)$$
$$v_9 = (010000000101100010110000001111100)$$
$$v_{10} = (000001111000110000011010000111011)$$
$$v_{11} = (011001111110110101100001101111000)$$
$$v_{12} = (110100010111011010001010100000000)$$
$$v_{13} = (111011111010001000110000001000110)$$
$$v_{14} = (010010011000001010100111100101001)$$
$$v_{15} = (111011101101110000100011111011110)$$
$$v_{16} = (110011110000011111100001101001011)$$
$$v_{17} = (011010111111001111010001101111101)$$
$$v_{18} = (011101000000001110100111110101101)$$
$$v_{19} = (000101010011111111110000110001100)$$
$$v_{20} = (101110010110011110011000101111110)$$

Έστω $\xi(S,t)$ ο αριθμός των συμβολοσειρών στον πληθυσμό τη στιγμή t που ταιριάζουν στο σχήμα S. Για παράδειγμα, για το σχήμα

$$S_0 = (****111**************************),$$

είναι $\xi(S_0,t) = 3$, αφού υπάρχουν τρεις συμβολοσειρές (οι v_{13}, v_{15} και v_{16}), οι οποίες ταιριάζουν με το σχήμα S_0. Η τάξη του S_0 είναι $o(S_0) = 3$ και το ορισμένο μήκος του είναι $\delta(S_0) = 7 - 5 = 2$.

Μια άλλη ιδιότητα ενός σχήματος είναι η απόδοσή του τη στιγμή t ή $eval(S,t)$. Ορίζεται ως η μέση απόδοση όλων των συμβολοσειρών του πληθυσμού τη στιγμή t που ταιριάζουν με το σχήμα S. Έστω ότι υπάρχουν p συμβολοσειρές $\{v_{i_1},\dots,v_{i_p}\}$ στον πληθυσμό που ταιριάζουν τη στιγμή t με το σχήμα S. Τότε,

$$eval(S,t) = \left(\sum_{j=1}^{p} eval(v_{i_j})\right) / p.$$

Κατά τη διάρκεια της επιλογής, δημιουργείται ένας προσωρινός πληθυσμός. Κάθε συμβολοσειρά αντιγράφεται μηδέν, μία ή περισσότερες φορές, σύμφωνα με την απόδοσή της. Όπως είδαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, σε μια απλή επιλογή συμβολοσειράς, η συμβολοσειρά v_i επιλέγεται με πιθανότητα $p_i = eval(v_i)/F(t)$, όπου $F(t)$ είναι το άθροισμα των αποδόσεων ολόκληρου του πληθυσμού.

Μετά το βήμα της επιλογής, αναμένεται ότι $\xi(S,t+1)$ συμβολοσειρές θα ταιριάζουν με το σχήμα S. Επειδή,

1) για μια συμβολοσειρά που ταιριάζει με το σχήμα S, η πιθανότητα επιλογής της είναι $eval(S,t)/F(t)$,
2) ο αριθμός των συμβολοσειρών που ταιριάζουν με το σχήμα S είναι $\xi(S,t)$ και
3) ο αριθμός των επιλογών σε κάθε βήμα είναι pop_size,

θα πρέπει να είναι σαφές ότι:

$$\xi(S,t+1) = \xi(S,t) \cdot pop\_size \cdot eval(S,t) / F(t)$$

Αν λάβουμε υπ' όψη ότι η μέση απόδοση του πληθυσμού είναι
$\overline{F(t)} = F(t) / pop\_size$, η παραπάνω σχέση ισοδυναμεί με την ακόλουθη:

$$\xi(S,t+1) = \xi(S,t) \cdot eval(S,t) / \overline{F(t)}.$$

Με άλλα λόγια, ο αριθμός των συμβολοσειρών στον πληθυσμό αυξάνεται ανάλογα με το λόγο της απόδοσης του αντίστοιχου σχήματος προς την μέση απόδοση του πληθυσμού. Αυτό σημαίνει ότι ένα σχήμα που βρίσκεται πάνω από τον μέσο όρο όσον αφορά την απόδοση αποκτά μεγαλύτερο αριθμό συμβολοσειρών που ταιριάζουν με αυτό στην επόμενη γενιά. Αντίθετα, ένα σχήμα που βρίσκεται κάτω από τον μέσο όρο αναπαριστά λιγότερες συμβολοσειρές στην επόμενη γενιά.
Η μακροπρόθεσμη επίδραση της παραπάνω διαπίστωσης είναι η εξής: Αν υποθέσουμε ότι ένα σχήμα S βρίσκεται πάνω από τον μέσο όρο κατά $\varepsilon\%$ (δηλαδή $eval(S,t) = \overline{F(t)} + \varepsilon \cdot \overline{F(t)}$), τότε:

$$\xi(S,t) = \xi(S,0) \cdot (1+\varepsilon)^t \text{ και}$$

$$\varepsilon = (eval(S,t) - \overline{F(t)}) / \overline{F(t)}$$

με $\varepsilon > 0$ για σχήματα πάνω από τον μέσο όρο και $\varepsilon < 0$ για σχήματα κάτω από τον μέσο όρο.

Η παραπάνω σχέση είναι μια εξίσωση γεωμετρικής προόδου. Επομένως, ένα σχήμα πάνω από τον μέσο όρο όχι μόνο αναπαριστά περισσότερες συμβολοσειρές στην επόμενη γενιά, αλλά επιπλέον ο αριθμός αυτός αυξάνεται εκθετικά.

Ας επιστρέψουμε στο παράδειγμα και συγκεκριμένα στο σχήμα S_0. Αφού υπάρχουν τρεις συμβολοσειρές τη στιγμή t που ταιριάζουν με το σχήμα S_0, η απόδοση του σχήματος αυτού είναι:

$$\mathrm{eval}(S_0, t) = (27.316702 + 30.060205 + 23.867227) / 3 = 27.081378.$$

Την ίδια στιγμή, η μέση απόδοση του πληθυσμού είναι:

$$\overline{F(t)} = (\sum_{i=1}^{20} \mathrm{eval}(v_i)) / \mathrm{pop\_size} = 387.776822 / 20 = 19.388841$$

και ο λόγος της απόδοσης του S_0 προς την μέση απόδοση του πληθυσμού είναι:

$$\mathrm{eval}(S_0, t) / \overline{F(t)} = 1.396751.$$

Παρατηρούμε ότι το σχήμα S_0 βρίσκεται πάνω από τον μέσο όρο όσον αφορά την απόδοση και στις επόμενες γενιές αναπαριστά ένα εκθετικά αυξανόμενο αριθμό από συμβολοσειρές. Πιο συγκεκριμένα, αν τη στιγμή t το σχήμα S_0 βρίσκεται πάνω από τον μέσο όρο κατά ένα συντελεστή 1.396751, τότε τη στιγμή $t+1$ αναμένουμε το σχήμα να αναπαριστά $3 \times 1.396751 = 4.19$ συμβολοσειρές (πιθανότατα 4 ή 5), τη στιγμή $t+2$: $3 \times 1.396751^2 = 5.85$ συμβολοσειρές (πιθανότατα 5 ή 6), κ.ο.κ.

Διαισθητικά, το σχήμα S_0 αποτελεί ένα υποσχόμενο τμήμα του χώρου αναζήτησης και, για το λόγο αυτό, δειγματοληπτείται με εκθετικά αυξανόμενο τρόπο. Ας επιστρέψουμε και πάλι στο παράδειγμα μας. Τη στιγμή t το σχήμα S_0 αναπαριστά τρεις συμβολοσειρές. Στο προηγούμενο κεφάλαιο, η εξομοίωση της εξελικτικής διαδικασίας με τον ίδιο πληθυσμό οδήγησε στον ακόλουθο πληθυσμό:

$$v'_1 = (0110011111101101011000011011 11000)\ (v_{11})$$
$$v'_2 = (100011000101101001111000001110010)\ (v_4)$$
$$v'_3 = (001000100000110101111011011111011)\ (v_7)$$
$$v'_4 = (011001111110110101100001101111000)\ (v_{11})$$
$$v'_5 = (000101010011111111110000110001100)\ (v_{19})$$
$$v'_6 = (100011000101101001111000001110010)\ (v_4)$$
$$v'_7 = (111011101101110000100011111011110)\ (v_{15})$$
$$v'_8 = (000111011001010011010111111000101)\ (v_5)$$
$$v'_9 = (011001111110110101100001101111000)\ (v_{11})$$
$$v'_{10} = (000010000011001000001010111011101)\ (v_3)$$
$$v'_{11} = (111011101101110000100011111011110)\ (v_{15})$$
$$v'_{12} = (010000000101100010110000001111100)\ (v_9)$$
$$v'_{13} = (000101000010010101001010111111011)\ (v_6)$$
$$v'_{14} = (100001100001110100010110101100111)\ (v_8)$$
$$v'_{15} = (111001100110000101000100010100001)\ (v_{20})$$

$$v'_{16} = (111001100110000101000100010100001) \ (v_1)$$

$$v'_{17} = (111001100110000100000101010111011) \ (v_{10})$$

$$v'_{18} = (111011111010001000110000001000110) \ (v_{13})$$

$$v'_{19} = (111011101101110000100011111011110) \ (v_{15})$$

$$v'_{20} = (110011110000011111100001101001011) \ (v_{16})$$

Πράγματι, το σχήμα S_0 αναπαριστά πέντε συμβολοσειρές στο νέο πληθυσμό: v'_7, v'_{11}, v'_{18}, v'_{19} και v'_{20}.

Παρ' όλ' αυτά, η διαδικασία της επιλογής από μόνη της, δεν εισάγει νέα σημεία (πιθανές λύσεις) στον πληθυσμό από το χώρο αναζήτησης. Απλά αντιγράφει κάποιες συμβολοσειρές για το σχηματισμό ενός προσωρινού πληθυσμού. Το δεύτερο βήμα του κύκλου εξέλιξης, ο ανασυνδυασμός, είναι υπεύθυνο για την εισαγωγή νέων ατόμων στον πληθυσμό. Αυτό γίνεται με τη χρήση των γενετικών τελεστών, τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη. Στη συνέχεια, θα μελετήσουμε χωριστά την επίδραση των δύο αυτών τελεστών στον αναμενόμενο αριθμό των σχημάτων στον πληθυσμό.

Μια οποιαδήποτε συμβολοσειρά του πληθυσμού, π.χ. η v'_{18}:

$$(111011111010001000110000001000110),$$

ταιριάζει σε 2^{30} διαφορετικά σχήματα. Έστω τα ακόλουθα δύο σχήματα, στα οποία ταιριάζει η συμβολοσειρά αυτή:

$$S_0 = (****111**************************) \text{ και}$$

$$S_1 = (111****************************10).$$

Ας υποθέσουμε ότι η συμβολοσειρά αυτή επιλέχθηκε για διασταύρωση (όπως συνέβη στο Κεφάλαιο 3). Ας υποθέσουμε επίσης, ότι το σημείο διασταύρωσης είναι $pos = 20$. Είναι σαφές ότι το σχήμα S_0 επιβιώνει από αυτή τη διασταύρωση, δηλαδή ένας από τους απογόνους ταιριάζει στο S_0. Αυτό το σημείο διασταύρωσης διατηρεί την ακολουθία 111 στην πέμπτη, έκτη και έβδομη θέση σε ένα από παιδιά, π.χ. το ζευγάρι:

$v'_{18} = (1110\mathbf{111}1101000100011|0000001000110)$ και

θα έδινε:

$$v''_{18} = (1110\mathbf{111}1101000100011|1010111111011) \text{ και}$$

$$v''_{13} = (00010100001001010100|0000001000110).$$

Αντίθετα, το σχήμα S_1 καταστρέφεται, αφού κανείς από τους απογόνους δεν ταιριάζει με αυτό. Ο λόγος είναι ότι η ακολουθία 111 στην αρχή και η ακολουθία 10 στο τέλος του σχήματος τοποθετούνται σε διαφορετικούς απογόνους.

Από την παραπάνω συζήτηση, θα πρέπει να έχει γίνει σαφές ότι το οριστικό μήκος ενός σχήματος παίζει καθοριστικό ρόλο για την επιβίωση ή την καταστροφή του. Στο παραπάνω παράδειγμα, το οριστικό μήκος του σχήματος S_0 είναι $\delta(S_0) = 2$, ενώ του S_1 είναι $\delta(S_1) = 32$.

Γενικά, το σημείο διασταύρωσης επιλέγεται ομοιόμορφα (uniformly) από $m-1$ πιθανά σημεία. Αυτό σημαίνει ότι η πιθανότητα καταστροφής ενός σχήματος S είναι:

$$p_d(S) = \frac{\delta(S)}{m-1} \tag{4.1}$$

και συνεπώς η πιθανότητα επιβίωσής του είναι:

$$p_s(S) = 1 - \frac{\delta(S)}{m-1} \tag{4.2}$$

Στο παράδειγμά μας, οι πιθανότητες αυτές για τα σχήματα S_0 και S_1 είναι:

$$p_d(S_0) = 2/32,\ p_s(S_0) = 30/32,\ p_s(S_1) = 0,\ p_d(S_1) = 32/32,$$

οπότε το αποτέλεσμα της διασταύρωσης ήταν αναμενόμενο.

Είναι σημαντικό να κατανοηθεί ότι μόνο μερικά χρωμοσώματα επιλέγονται για διασταύρωση, αφού η διασταύρωση έχει μια πιθανότητα p_c να εκτελεστεί. Άρα, η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος είναι στην πραγματικότητα:

$$p_s(S) = 1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1} \tag{4.3}$$

Επιστρέφοντας στο παράδειγμά μας, ισχύει ($p_c = 0.25$):

$$p_s(S_0) = 1 - 0.25 \cdot \frac{2}{32} = 63/64 = 0.984375.$$

Θα πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι ακόμα και αν το σημείο διασταύρωσης επιλεχθεί ανάμεσα σε σταθερές θέσεις σε ένα σχήμα, υπάρχει ακόμα πιθανότητα για το σχήμα να επιβιώσει. Για παράδειγμα, αν και οι δύο συμβολοσειρές v'_{18} και v'_{13} άρχιζαν με 111 και τελείωναν με 10, το σχήμα S_1 θα επιβίωνε. Επομένως, η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος είναι:

$$p_s(S) \geq 1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1} \tag{4.4}$$

Συνεπώς, η επίδραση της επιλογής και της διασταύρωσης στην αύξηση του αριθμού των συμβολοσειρών που ταιριάζουν σε ένα σχήμα είναι:

$$\xi(S, t+1) \geq \xi(S,t) \cdot eval(S,t) / \overline{F(t)} \cdot \left[1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1}\right] \tag{4.5}$$

Η παραπάνω σχέση προσδιορίζει τον αναμενόμενο αριθμό των συμβολοσειρών που θα ταιριάζουν με ένα σχήμα στην επόμενη γενιά συναρτήσει του τρέχοντα αριθμού των συμβολοσειρών που ταιριάζουν με το σχήμα, τη σχετική απόδοση του σχήματος και το ορισμένο μήκος του. Όπως φαίνεται, τα άνω του μέσου όρου σχήματα με μικρό ορισμένο μήκος θα δειγματολειπτούνται με εκθετικά αυξανόμενους ρυθμούς στις επόμενες γενιές. Για το σχήμα S_0:

$$\mathrm{eval}(S_0, t) / \overline{F(t)} \cdot \left[1 - p_c \cdot \frac{\delta(S_0)}{m-1}\right] = 1.396751 \cdot 0.984375 = 1.374927.$$

Δηλαδή, το, άνω του μέσου όρου και με μικρό ορισμένο μήκος, σχήμα S_0 θα αποκτήσει εκθετικά αυξανόμενο αριθμό συμβολοσειρών στις επόμενες γενιές. Στη γενιά $t+1$, αναμένουμε $3 \times 1.374927 = 4.12$ συμβολοσειρές και στη γενιά $t+2$, $3 \times 1.374927^2 = 5.67$ συμβολοσειρές.

Ο τελεστής μετάλλαξης αντιστρέφει ένα δυαδικό ψηφίο σε κάποια τυχαία θέση με πιθανότητα p_m. Είναι φανερό ότι για να επιβιώσει κάποιο σχήμα θα πρέπει να παραμείνουν αμετάβλητες οι σταθερές θέσεις του μετά από τη μετάλλαξη. Ας πάρουμε για παράδειγμα, τη συμβολοσειρά v'_{19}:

$$(111011101101110000100011111011110)$$

και το σχήμα S_0:

$$S_0 = (****111**************************).$$

Ας υποθέσουμε, ακόμα, ότι η συμβολοσειρά v'_{19} υπόκειται σε μετάλλαξη. Στο παράδειγμα του Κεφαλαίου 3, η v'_{19} μεταλλάχθηκε στην ένατη θέση και προέκυψε η:

$$v''_{19} = (111011100101110000100011111011110),$$

η οποία ταιριάζει με το σχήμα S_0. Εάν είχε επιλεχθεί κάποια θέση στο διάστημα $1-4$ ή $8-33$, ο απόγονος που θα προέκυπτε θα ταίριαζε επίσης με το S_0. Μόνο 3 δυαδικά ψηφία (οι σταθερές θέσεις - πέμπτη, έκτη και έβδομη) είναι "σημαντικά": μετάλλαξη σε ένα τουλάχιστον από αυτά θα κατέστρεφε το σχήμα. Ο αριθμός αυτών των "σημαντικών" ψηφίων είναι, όπως είπαμε, η τάξη του σχήματος.

Αφού η πιθανότητα αντιστροφής ενός δυαδικού ψηφίου είναι p_m, η πιθανότητα μη αλλαγής του είναι $1-p_m$. Οι μεταλλάξεις είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, οπότε η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος κατά την όλη διαδικασία της μετάλλαξης (ακολουθία μεταλλάξεων δυαδικών ψηφίων) είναι:

$$p_s(S) = (1-p_m)^{o(S)} \tag{4.6}$$

Επειδή, όμως, $p_m << 1$, η πιθανότητα αυτή προσεγγίζεται από την:

$$p_s(S) \approx 1 - o(S) \cdot p_m \tag{4.7}$$

Αναφερόμενοι και πάλι στο παράδειγμά μας με το σχήμα S_0, και θεωρώντας $p_m = 0.01$, έχουμε:

$$p_s(S_0) \approx 1 - 3 \cdot 0.01 = 0.97.$$

Επομένως, ο συνδυασμός των αποτελεσμάτων μας για την επιλογή, τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη οδηγούν στην ακόλουθη σχέση:

$$\xi(S, t+1) \geq \xi(S, t) \cdot eval(S, t) / \overline{F(t)} \left[1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1} - o(S) \cdot p_m \right]$$

(4.8)

Η σχέση αυτή περιγράφει την εκθετική αύξηση στις επόμενες γενιές των συμβολοσειρών που αντιστοιχούν σε κάποιο άνω του μέσου όρου (από πλευράς απόδοσης) σχήμα, με μικρό ορισμένο μήκος και μικρή τάξη.

Για το σχήμα S_0:

$$eval(S_0, t) / \overline{F(t)} \left[1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1} - o(S) \cdot p_m \right] = 1.396751 - 0.954375 = 1.333024.$$

Δηλαδή, το σχήμα S_0 (το όποιο όπως έχουμε πει είναι πάνω από τον μέσο όρο απόδοσης, με μικρό ορισμένο μήκος και μικρή τάξη) θα λάβει εκθετικά περισσότερες συμβολοσειρές στις επόμενες γενιές: στη γενιά $t+1$ αναμένουμε $3 \times 1.333024 = 4.00$ συμβολοσειρές να ταιριάζουν με το S_0, ενώ στη γενιά $t+2$ αναμένουμε $3 \times 1.333024^2 = 5.33$ τέτοιες συμβολοσειρές.

Η παραπάνω ανάλυση και το αποτέλεσμα που περιγράφεται από τη σχέση (4.8) μπορεί να διατυπωθεί από το ακόλουθο συμπέρασμα (γνωστό ως *Συμπέρασμα Σχημάτων*):

Το συμπέρασμα που μπορούμε να βγάλουμε για τα σχήματα (Schema Conclusion) είναι: *Άνω του μέσου όρου απόδοσης σχήματα με μικρό ορισμένο μήκος και μικρή τάξη λαμβάνουν εκθετικά αυξανόμενες συμβολοσειρές σε διαδοχικές γενιές ενός Γενετικού Αλγορίθμου.*

Η παραπάνω θεωρία είναι καθαρά εμπειρική και δεν εμπεριέχει κάποια φορμαλιστική μαθηματική ανάλυση της συμπεριφοράς των Γ.Α. Στην πραγματικότητα, οι Γ.Α. δεν έχουν ακόμη αναλυθεί μαθηματικά και αυτό είναι το μεγαλύτερό μειονέκτημα. τους. Παρουσιάζουν υψηλή αποδοτικότητα σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων, αλλά η έλλειψη πλήρους μαθηματικής επεξήγησης των λειτουργιών τους συνεπάγεται την αδυναμία επεξήγησης πολλών στοιχείων της συμπεριφοράς τους και, πιθανώς, την ανικανότητα βελτιστοποίησής τους.
Πρόσφατα, μία παραλλαγή των Γ.Α., τα *Συστήματα Διασταύρωσης (Crossover Systems)*, αναλύθηκαν πλήρως από μαθηματική άποψη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4°

4.1

ΑΡΧΙΚΑ ΒΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Στα αρχικά τους βήματα οι Γ.Α έγιναν αντικείμενο μελέτης και ανάπτυξης σε πανεπιστήμια και ερευνητικά κέντρα.. Τα τελευταία χρόνια, οι μεγάλες ανάγκες για δημιουργία αποδοτικών εφαρμογών στο χώρο της βελτιστοποίησης, σε συνδυασμό με την τεχνολογία των Γ.Α ώθησαν στην χρήση του Γενετικού Προγραμματισμού (Genetic Programming) σε πολλές εφαρμογές ενός ευρύτατου φάσματος πεδίων με εντυπωσιακά αποτελέσματα. Σήμερα οι Γενετικοί αλγόριθμοι υπάρχουν και λειτουργούν σε διάφορους τομείς, όπως η Επεξεργασία Εικόνας (Image Processing), ο Computer Aided Design (CAD), η Οικονομία, οι Τηλεπικοινωνίες, η Τεχνολογία Λογισμικού (Software Engineering), τα Γραφικά Υπολογιστών (Computer Graphics) και πολλοί άλλοι.

Εδώ θα δούμε τις διάφορες εφαρμογές των Γ.Α που έχουν υλοποιηθεί και χρησιμοποιούνται με επιτυχία για διάφορους σκοπούς. Αρχικά επίλυσαν κάποια προβλήματα σε ικανοποιητικό βαθμό με την βοήθεια των Γ.Α και στην συνέχεια διάφορες γενικού χαρακτήρα εφαρμογές. Στόχος μας είναι να δοθούν οι διάφορες εικόνες για τις μεγάλες δυνατότητες που παρουσιάζουν οι Γενετικοί αλγόριθμοι, για την αξιοπιστία των λύσεων σε διάφορα προβλήματα, την ευελιξία και την ικανότητα αρμονικής συνεργασίας με άλλες μεθόδους. Τα πεδία εφαρμογών των Γ.Α που παρουσιάζονται είναι αντιπροσωπευτικά και σε καμία περίπτωση δεν θα μπορούσαμε να τις εξαντλήσουμε πλήρως, τις τεράστιες δυνατότητες τους.

4.2

ΧΡΗΣΕΙΣ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Οι γενετικοί αλγόριθμοι έλυσαν πολλά προβλήματα τα οποία δεν ήταν δυνατόν να υπολογιστούν σε κάποιο λογικό χρονικό διάστημα, γιατί ανήκαν στην κατηγορία των NP-complete προβλημάτων. Η επίλυση τους απαιτεί μια διαφορετική προσέγγιση. Μερικά από τα προβλήματα αυτά στα οποία η εφαρμογή Γ.Α είχε σημαντικά αποτελέσματα είναι τα εξής:

1 Το εξάπιονο (1967): Μια από τις πρώτες ιστορικές εφαρμογές ήταν το παιχνίδι προσαρμογής του Bagley. Οι παίχτες μετακινούν τρία πιόνια σε μια σκακιέρα 9 (3*3) τετραγώνων. Σκοπός είναι να φτάσει κάποιος στην πλευρά του άλλου.

2 Κυτταρική προσομοίωση (1970): Ο Weinberg χρησιμοποίησε Γ.Α. σε διαφορετικά επίπεδα ώστε να επιλεγεί ένα καλό σύνολο από σταθερές που θα περιγράφουν την κυτταρική προσομοίωση (Escherichia Coli μοντέλο). Ήθελε τα χρωμοσώματα να προσαρμοστούν ώστε τα χημικά συστατικά του μορίου να ταιριάζουν με τα διαθέσιμα χημικά συστατικά.

3 Ιατρικές εικόνες (1984): Οι Fitzpatrick, Grefenstette και Van Gucht χρησιμοποίησαν Γ.Α. όσο και αν φαίνεται περίεργη η χρήση τους σε αυτό τον τομέα. Η προσπάθειές τους είχαν να κάνουν με την ευθυγράμμιση εικόνων σε ένα σύστημα αγγειογράφισης μέσω ψηφιακής αφαίρεσης. Η τεχνική αυτή επιτρέπει τη θέαση μιας αρτηρίας μέσω της σύγκρισης δύο ακτινογραφιών πριν και μετά από μια φυσιολογική ένεση. Η διαδικασία αυτή απαιτούσε την ακινησία του ασθενή. Επίσης, είχαν συχνά να ταξινομήσουν εικόνες πριν από τον υπολογισμό των διαφορών τους. Έτσι, χρησιμοποιούσαν Γ.Α. για να βρουν τους συντελεστές που ελαχιστοποιούσαν τις διαφορές ανάμεσα στις εικόνες, πριν και μετά από την ένεση.

Άλλα δύο πολύπλοκα προβλήματα είναι αυτά που αναπτύξαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Είναι **το δίλημμα του κρατούμενου** που αποτελεί ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης και συμπεριφοράς στο οποίο επιβραβεύεται και η προδοσία. Δύο άνθρωποι είναι κρατούμενοι σε κάποια φυλακή. Έχουν την δυνατότητα, είτε να συνεργαστούν μεταξύ τους είτε να προδώσει ο ένας τον άλλο, για να ελευθερωθούν. Ανάλογα με το τι επιλέγουν να πράξουν αμείβονται ως εξής: Εάν και οι δύο συνεργαστούν, τότε θα μείνουν μόνο δύο χρόνια στη φυλακή.

- Εάν μόνο ο ένας συνεργαστεί, θα ελευθερωθεί και ο άλλος θα μείνει για 10 χρόνια έγκλειστος.
- Εάν και οι δύο προδώσουν, η ποινή τους θα διαρκέσει έξι χρόνια

Στην συνέχεια έχουμε τον **πλανόδιο πωλητή**, που πρέπει να επισκεφτεί ένα πλήθος από Ν πόλεις με το ελάχιστο δυνατό κόστος περνώντας μια φορά από καθεμιά. Για να λυθεί αυτό το πρόβλημα πρέπει να βρεθούν όλες οι πιθανές λύσεις, στο οποίο βοηθούν οι Γ.Α.

Τέλος έχουμε **τον χρωματισμό γράφων** όπου χρησιμοποιούνται για την επίλυση πολλών διαφορετικών προβλημάτων. Για παράδειγμα ένας γράφος μπορεί να αναπαριστά έναν προγραμματιστή εξετάσεων μαθημάτων. Κάποιες επιλογές μαθημάτων είναι κοινές σε φοιτητές που ανήκουν σε διαφορετικούς τομείς. Στόχος μας είναι να κάνουμε τον καλύτερο προγραμματισμό έτσι ώστε κάθε φοιτητής να μπορεί να παρευρεθεί στις εξετάσεις των μαθημάτων του και να εξασφαλίσουμε ότι η αίθουσες εξέτασης θα είναι ελεύθερες. Το παραπάνω αποτελεί μόνο ένα απλό παράδειγμα των εφαρμογών που μπορεί να έχει ο χρωματισμός των γράφων, το πρόβλημα του οποίου έγκειται στην εύρεση του βέλτιστου γράφου χρησιμοποιώντας τον ελάχιστο δυνατό αριθμό χρωμάτων. Οι Γ.Α. προσφέρουν και σε αυτό το πρόβλημα μια καλή λύση σε σχετικά μικρό χρονικό διάστημα.

4.2

ΚΛΑΔΟΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Σήμερα ένας χώρος με ραγδαία εξέλιξη και τεράστιες ανάγκες για επαρκή υποστήριξη από υπολογιστικές μηχανές είναι ο μηχανικός και μηχανολογικός σχεδιασμός. Παρουσιάζει ένα σημαντικό πρόβλημα το οποίο είναι η εύρεση των βέλτιστων τιμών για μια σειρά παραμέτρων, ικανοποιώντας ταυτόχρονα ένα σύνολο περιορισμών. Η εργασία αυτή είναι δύσκολη και θέλει πολύ χρόνο και απαιτεί μεγάλη υπολογιστική ισχύ και σημαντικούς πόρους. Τα συστήματα που έχουν αναπτυχθεί για την εξυπηρέτηση αυτών των αναγκών είναι ικανοποιητικά, αλλά επειδή οι χώροι αναζήτησης είναι τεράστιοι, η προσπάθεια βελτίωσης των τεχνικών είναι διαρκής. Όπως αναφέραμε παραπάνω οι Γ.Α αποτελούν ένα ισχυρό και ευέλικτο εργαλείο βελτιστοποίησης, οι οποίοι χρησιμοποιούνται με επιτυχία στο χώρο αυτό βελτιώνοντας τις επιδόσεις τους. Αξίζει να σημειωθεί ότι σε αυτόν το χώρο όπου τα προβλήματα παρουσιάζουν πολύ υψηλό βαθμό δυσκολίας και πολυπλοκότητας πολύ μικρές βελτιώσεις, π.χ. της τάξεως του 2%, θεωρούνται πολύ σημαντικές και συχνά δύσκολα επιτεύξιμες. Οι δαπάνες για την ανάπτυξη συστημάτων που επιτυγχάνουν έστω μικρά ποσοστά βελτίωσης ανέρχονται σε τεράστια ποσά.

Το φάσμα των εφαρμογών που αναπτύσσονται εδώ είναι αρκετά μεγάλο, όπως για παράδειγμα ο σχεδιασμός κινητήρων αεροπλάνων, η κατασκευή γεφυρών, ο σχεδιασμός αγωγών αερίων. Η πιο συνηθισμένη πρακτική είναι η χρησιμοποίηση υβριδικών σχημάτων, που συνήθως έχουν καλύτερες επιδόσεις σε προβλήματα μεγάλης εξειδίκευσης. Στην συνέχεια ακολουθεί η παρουσίαση μερικών εφαρμογών, στις οποίες φαίνονται οι προσαρμογές των βασικών λειτουργιών του Γ.Α. στις ανάγκες του κάθε προβλήματος.

Μια περιοχή έντονου ενδιαφέροντος είναι ο κατασκευαστικός τομέας (structural optimization).

Οι Goldberg και Samtani έχουν χρησιμοποιήσει ένα Γ.Α. για την κατασκευή υποστηρίγματος πτέρυγας αεροπλάνου. Το υποστήριγμα αποτελείται από 10 τμήματα και στόχος είναι ο σχεδιασμός τους κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να ελαχιστοποιείται το βάρος τους, ικανοποιώντας ταυτόχρονα κάποιους περιορισμούς μέγιστης και ελάχιστης πίεσης. Ο Γ.Α. χρησιμοποιήθηκε με τις κλασσικές μορφές των λειτουργιών του: επιλογή με ρουλέτα, απλή διασταύρωση και μετάλλαξη. Για την ενσωμάτωση των περιορισμών χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της ποινής. Η κωδικοποίηση ήταν δυαδική με 4 δυαδικά ψηφία για κάθε μια από τις 10 μεταβλητές του προβλήματος, ενώ εξαιτίας των πολλών μεταβλητών, έγινε συνένωση τους σε μια συμβολοσειρά. Επίσης, έγινε χρήση της τεχνικής της αντιστοίχησης των μεταβλητών σε κάποιο διάστημα, που εξυπηρετούσε τις ανάγκες του προβλήματος.

Σε σύγκριση με άλλες μεθόδους ο Γ.Α. δίνει αποτελέσματα περίπου της ίδιας ακρίβειας στον ίδιο χρόνο.

Το αποτέλεσμα όλων αυτών που αναφέραμε είναι πως οι Γ.Α έχουν ισάξιες επιδόσεις με άλλες τεχνικές και τέλος φαίνεται το εύρος των εφαργογών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ακόμη και με τη βασική τους μορφή, δηλαδή να φανεί η ευρωστία τους. Μια σημαντική δουλειά επίσης στο συγκεκριμένο χώρο είναι η δουλειά των Powel, Skolnik και Tong, οι οποίοι κατόρθωσαν να δημιουργήσουν ένα πολύ αποδοτικό και εύρωστο υβριδικό σύστημα βελτιστοποίησης.

ΕΠΙΛΟΓΟΣ

Σε γενικές γραμμές βλέπουμε πως η χρήση των Γενετικών Αλγορίθμων βρίσκεται ακόμα αρχικά στάδια, με ήδη σπουδαίες και σημαντικές χρήσης στη διευκόλυνση της καθημερινής ζωής των ανθρώπων. Στο μέλλον, με την περαιτέρω ανάπτυξή και βελτίωσή τους, η αποδοτικότητα και η αποτελεσματικότητά τους σίγουρα θα αυξηθεί ενώ τα οφέλη για την ανθρωπότητα θα είναι τεράστια. Κανείς δε ξέρει τι μας επιφυλάσσει το μέλλον σε αυτό το σπουδαίο τομέα των υπολογιστών!

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ:

Γενετικοί Αλγόριθμοι και οι χρήσεις τους – Έκδοση 2004-2005

ΣΥΝΔΕΣΜΟΙ/ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ:

The Genetic Algorithms archive-[illegible]
Intro to Genetic Algorithms-http://lancet.mit.edu/~mbwall/presentations/IntroToGAs/
G.A. and A.I. Resources-[illegible]
Genetic Algorithms FAQ's-[illegible]