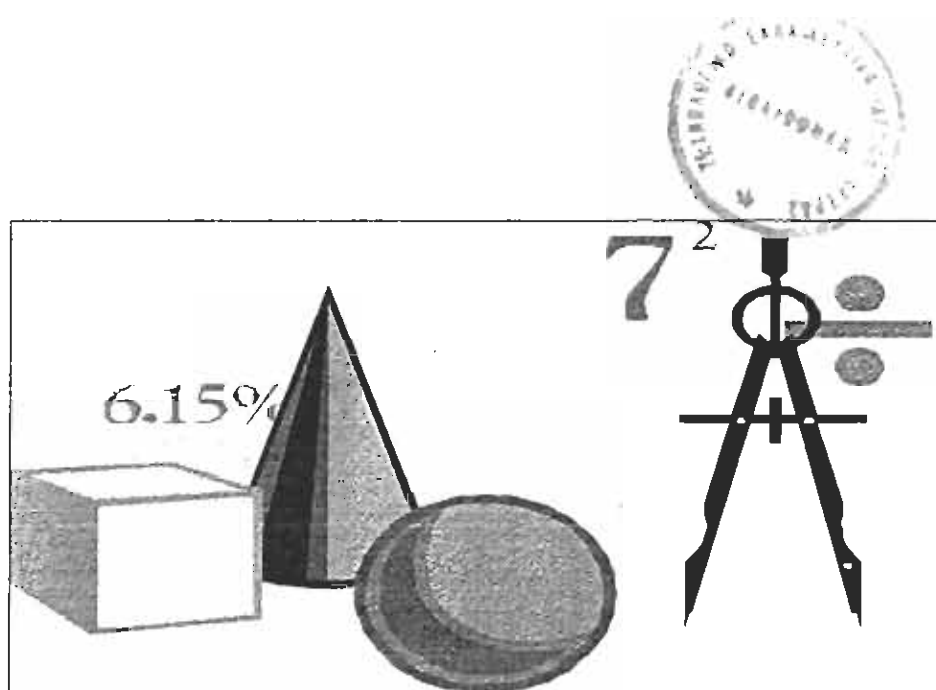


Τ.Ε.Ι ΠΑΤΡΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΟΥΣ



ΣΠΟΥΔΑΣΤΕΣ
ΜΑΛΛΙΑΚΑ ΔΙΚΑΙΑ
ΜΠΟΜΠΑ ΑΘΑΝΑΣΙΑ

ΕΙΣΗΓΗΤΗΣ
ΑΝΤΩΝΟΠΟΥΛΟΥ ΗΡΑ

ΠΑΤΡΑ 1998

ΑΡΙΘΜΟΣ	2734
ΕΙΣΑΓΩΓΗΣ	

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΜΕΡΟΣ ΠΡΩΤΟ: ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΟΙ ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

1. ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ.....
- 1.1 Έμπειρα Συστήματα.....
2. ΠΑΡΑΔΟΣΙΑΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΝΑΖΗΤΗΣΗΣ ΚΑΙ ΒΕΛΤ/ΣΗΣ
- 2.1 Συμπεράσματα.....
3. Η ΕΜΦΑΝΙΣΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ.....
4. ΤΟ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΗΣ ΦΥΣΗΣ.....
5. ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ.....
6. ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ.....
7. ΤΙ ΠΡΟΚΑΛΕΙ ΔΥΣΠΙΣΤΙΑ.....
8. ΣΥΝΤΟΜΗ ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ.....

ΑΝΑΤΟΜΙΑ ΕΝΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

1. ΤΙ ΚΑΙΝΟΥΡΓΙΟ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΟΥΝ ΟΙ ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ...
2. ΤΑ ΒΑΣΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΕΝΟΣ ΑΠΛΟΥ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ.
3. ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΜΙΑΣ ΑΠΛΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ.....
- 3.1 Αναπαράσταση.....
- 3.2 Αρχικός πληθυσμός
- 3.3. Αντικειμενική συνάρτηση.....
- 3.4 Γενετικοί Τελεστές.....
- 3.5 Παράμετροι.....
- 3.6 Πειραματικά αποτελέσματα.....
4. ΤΟ ΔΙΛΗΜΜΑ ΤΟΥ ΚΡΑΤΟΥΜΕΝΟΥ.....
- 4.1 Αναπαριστώντας μια στρατηγική.....
- 4.2 Παρουσίαση του Γενετικού Αλγορίθμου.....
- 4.3 Πειραματικά αποτελέσματα.....
5. ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΟΥ ΠΛΑΝΩΔΙΟΥ ΠΩΛΗΤΗ.....

ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΕΝΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

ΠΑΡΑΛΛΑΓΕΣ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗΣ

ΜΕΡΟΣ ΔΕΥΤΕΡΟ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ Γ.Α.

ΓΝΩΣΤΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

1. ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΚΑΙ ΜΗΧ/ΚΟΣ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ.....
2. ΣΥΝΔΙΑΣΜΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....
3. ΧΡΟΝΟΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ.....
4. ΕΛΕΓΧΟΣ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ.....
5. ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ.....
6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....

ΕΥΧΑΡΙΣΤΗΡΙΟ

Για την επιτυχή ολοκλήρωση της πτυχιακής εργασίας μας, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε θερμά την καθηγήτρια μας κ. **Δρ Ήρα Αντωνοπούλου**, που μας έδωσε την δυνατότητα να αναλάβουμε την πτυχιακή εργασία, δείχνοντας τεράστια εμπιστοσύνη στις δυνάμεις μας. Η συμβολή της αυτή ήταν καθοριστική για την σύνταξη της παρούσας πτυχιακής μέσω των προτάσεων και των οδηγιών που μας έδινε κατά τακτά χρονικά διαστήματα.

Επίσης οφείλουμε ένα μεγάλο ευχαριστώ στις **Μαρία Τσαβαρή** και **Νίκη Σκαρλή** για την πολύτιμη βοήθεια τους. Καθώς και στους γονείς μας για την ηθική και οικονομική τους υποστήριξη.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Σε αυτή τη πτυχιακή εργασία ασχοληθήκαμε με μερικές εφαρμογές των *Γενετικών Αλγόριθμων*. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοί βρίσκουν συνεχώς αυξανόμενη αποδοχή τα τελευταία χρόνια από επιστήμονες και επαγγελματίες της *Πληροφορικής* καθώς είναι ικανοί να δώσουν γρήγορες και αξιόπιστες λύσεις σε πολλά προβλήματα βελτιστοποίησης διάφορων πεδίων εφαρμογών. Η λειτουργία τους βασίζεται σε μηχανισμούς εμπνευσμένους από τη *Γενετική* και συγκεκριμένα τη διαδικασία *Φυσικής Επιλογής*. Το γεγονός αυτό προκαλεί έκπληξη για την πρωτοτυπία τους και, μερικές φορές, δυσπιστία για την αποτελεσματικότητά τους. Κάποιες επιφυλάξεις δημιουργεί επίσης το γεγονός ότι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι δεν έχουν αναλυθεί πλήρως μαθηματικά, μέχρι αυτή τη στιγμή τουλάχιστον.

Η ύλη αυτής της εργασίας χωρίζεται σε δύο μέρη. Το **Πρώτο Μέρος** και συγκεκριμένα τα **Κεφάλαια 1-4**, αποτελεί μια εισαγωγή στη θεωρία των

Γενετικών Αλγορίθμων. **Στα Κεφάλαια 5 και 6** δίνετε έμφαση στα στοιχεία εκείνα, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στους Γενετικούς Αλγόριθμους που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της εργασίας αυτής.

Το δεύτερο μέρος ασχολείται με τις εφαρμογές των Γενετικών Αλγορίθμων. Στο **Κεφάλαιο 7** γίνεται μια ενδεικτική παρουσίαση των γνωστότερων, έως τώρα, εφαρμογών που βασίζονται σε Γενετικούς Αλγόριθμους. Το **Κεφάλαιο 8** παρουσιάζει την πρώτη μας εφαρμογή, την *Ανάπτυξη Οικονομικής Στρατηγικής* με Γενετικούς Αλγόριθμους. Η προσπάθεια αυτή έχει σαν στόχο τη διαμόρφωση διάφορων στρατηγικών για χρήση σε κάποια χρηματιστηριακή αγορά. Χρησιμοποιεί πραγματικά δεδομένα από το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών.

Το **Κεφάλαιο 9** παρουσιάζει την προσπάθεια επικύρωσης του αλγορίθμου που αναπτύχθηκε από τους **Diaz, Serna** και **Σπυράκη**. Πρόκειται για έναν παράλληλο αλγόριθμο που προσπαθεί να παράγει ταιριάσματα ενός γράφου με ομοιόμορφη κατανομή και αποτελεί την προσπάθεια για την υλοποίηση ενός σχήματος μέτρησης όλων των ταιριασμάτων σε οποιονδήποτε γράφο. Το πρόβλημα αυτό είναι

NP-complete. Ο αλγόριθμος βασίζεται σε ένα *Σύστημα Διασταύρωσης*, μια παραλλαγή του κλασσικού Γενετικού Αλγορίθμου. Υλοποιήθηκε ένας προσομοιωτής του αλγορίθμου και έγιναν εκτεταμένα πειράματα, τα οποία επιβεβαιώνουν απόλυτα την ορθότητα του αλγορίθμου.

Για κάθε εφαρμογή δίνονται αναλυτικά ο σχεδιασμός της και ένα εγχειρίδιο των προγραμμάτων που την αποτελούν.

ΜΕΡΟΣ ΠΡΩΤΟ

ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Τι είναι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι

Θα ξεκινήσουμε την εισαγωγή μας στους Γενετικούς Αλγόριθμους (Algorithms) με μια αναδρομή στις τεχνολογίες της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial intelligence) από όπου προήλθαν και οι Γενετικοί Αλγόριθμοι.

Θα αναφερθούμε επίσης στις κλασσικές μεθόδους βελτιστοποίησης για την σύγκριση τους με τους Γενετικούς Αλγόριθμους.

1. Τεχνητή Νοημοσύνη

Η γεφύρωση του χάσματος ανάμεσα στον άνθρωπο και στις μηχανές αποτελεί τον μεγαλύτερο στόχο της Επιστήμης των Υπολογιστών. Όμως ακόμη και σήμερα, αν και η επιστήμη αυτή έχει εμφανίσει αλματώδη ανάπτυξη δεν έχει καταφέρει να παρουσιάσει ηλεκτρονικούς υπολογιστές απαλλαγμένους από τα κλασσικά μειονεκτήματα μιας μηχανής. Έτσι, εκτός από ελάχιστες εξαιρέσεις, δεν

υπάρχουν σήμερα μηχανές που να είναι σε θέση να επικοινωνήσουν με τον άνθρωπο σε φυσική γλώσσα, να απαντούν σε ερωτήσεις για διάφορα συγκεκριμένα προβλήματα (εκτός εάν είναι εφοδιασμένοι με μία κατάλληλη μέθοδο επίλυσης) ή να αποκτούν εμπειρίες και να μαθαίνουν από τις αποτυχίες και τα λάθη τους. Η περιοχή έρευνας που ασχολείται με αυτού του είδους τα προβλήματα καλείται **Τεχνητή Νοημοσύνη**.

Τεχνητή Νοημοσύνη (T.N) ονομάζεται η μελέτη των τεχνικών και των διεργασιών που δίνουν σε έναν υπολογιστή τη δυνατότητα να αποκτά διανοητικές ικανότητες ανάλογες με αυτές που διαθέτει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Η T.N έχει ως κύριο στόχο της να γίνει ο υπολογιστής πιο έξυπνος και κατ' επέκταση πιο χρήσιμος, αφού θα είναι σε θέση να ανταποκρίνεται πολύ καλύτερα στις ανάγκες και τις επιθυμίες του ανθρώπου.

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

1. Ο προγραμματισμός μιας ακολουθίας ενεργειών για την επίτευξη ενός στόχου.
2. Η εξαγωγή συμπερασμάτων (inference) μέσα από αλληλοσυσχετιζόμενα γεγονότα και ή λήψη αποφάσεων (decision making).
3. Η παροχή συμβουλών και συμπερασμάτων μέσα από σύνθετες δομές κανόνων και γεγονότων.

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.λ.π.
5. Η αυτόνομη κίνηση των υπολογιστών και η μετακίνηση από αυτούς αντικειμένων μέσα στον χώρο (robotics).
6. Η αναγνώριση αντικειμένων μέσω κάμερας (vision).

Όπως είναι φυσικό, η πρόοδος στον τομέα της Τ.Ν. σημειώνεται με αργούς ρυθμούς, διότι απαιτεί πολυετή και επίπονη έρευνα. Είναι επίσης φανερό ότι η κατασκευή μιας μηχανής με ανθρώπινες ικανότητες και ιδιότητες είναι μια ιδιαίτερα δύσκολη εργασία. Τα μέχρι τώρα επιτεύγματα, όμως, αν και είναι μακριά από την τελειοποίησή τους, μπορούν να χαρακτηριστούν αρκετά 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)

1.1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν με μαζικό παράλληλο τρόπο υπολογισμούς. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων. Τα ΤΝΔ είναι μια συλλογή από

νευρώνες (Processing Units-PU) που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε PU έχει πολλές εισόδους αλλά μία μόνο έξοδο που μπορεί να αποτελεί είσοδο σε άλλα PU. Άλλες συνδέσεις μεταξύ των PU είναι σημαντικές και άλλες όχι. Το πόσο σημαντική είναι μία σύνδεση καθορίζεται από το συντελεστή βαρύτητας της συγκεκριμένης σύνδεσης. Η συνάρτηση μεταφοράς (transfer function) καθορίζει κάθε έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους συντελεστές βάρους και άρα καθορίζει την επεξεργασία κάθε PU. Γενικά, οι νευρώνες εκτελούν απλές λειτουργίες, αλληλεπιδρούν με βάση απλούς λειτουργικούς κανόνες και μπορούν να χρησιμοποιηθούν συνδυασμένα για τη λύση πολύπλοκων προβλημάτων. Απαραίτητη προϋπόθεση για να χρησιμοποιηθεί ένα ΤΝΔ είναι η εκπαίδευσή του. Συνοψίζεται στον προσδιορισμό των κατάλληλων συντελεστών βάρους, ώστε το ΤΝΔ να εκτελεί τους επιθυμητούς υπολογισμούς και πραγματοποιείται με τη βοήθεια αλγορίθμων που είναι γνωστοί ως **κανόνες μάθησης**. Ο ρόλος των συντελεστών βάρους μπορεί να ερμηνευτεί ως αποθήκευση γνώσης, η οποία παρέχεται μέσω παραδειγμάτων. Η μάθηση των ΤΝΔ αποτελεί το πρώτο σε κρισιμότητα θέμα για την σχεδίαση ΤΝΔ.

Γνωστά ΤΝΔ είναι τα ΤΝΔ χωρίς ανατροφοδότηση, π.χ. τα Feedforward Multilayer Neural Nets, με ανατροφοδότηση, π.χ. το μοντέλο Hopfield, τα Cellular Neural Networks κ.α. Σημαντικοί παράγοντες διαφοροποίησης των ΤΝΔ αποτελούν η μέθοδος εκπαίδευσης, μαζί με τη δομή, το είδος των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων και τον τρόπο ανάκτησης της αποθηκευμένης πληροφορίας.

1.2 Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)

Τα Έμπειρα Συστήματα (ΕΣ) αποσκοπούν στην πραγματοποίηση συστημάτων υπολογιστών με δυνατότητες αυτόματης επεξεργασίας των δεδομένων ενός προβλήματος και την εξαγωγή συγκεκριμένων συμπερασμάτων. Χρησιμοποιούν προγραμματιστικές μεθόδους της ΤΝ, σε συνδυασμό με τις γνώσεις εμπειρογνομώνων σε ειδικά θέματα. Ένα ΕΣ αποτελείται από την βάση γνώσης (Knowledge base), το μηχανισμό συμπεράσματος (inference engine) και το user interface.

1.3 Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems)

Στην πραγματική ζωή, οι κανόνες και τα γεγονότα που εμφανίζονται δεν παίρνουν πάντα κάποια συγκεκριμένη(π.χ. 0 ή 1), αλλά ισχύουν με πιθανότητες. Η γνώση όμως, που λαμβάνει ένας υπολογιστής και αναπαρίσταται με την μορφή κανόνων (rules) και γεγονότων (facts) πρέπει να είναι πλήρως καθορισμένη. 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 συντελεστές για τον συνδυασμό τους. Συστήματα που αναπαριστούν την γνώση και την ανθρώπινη λογική με βάση την Ασαφή Λογική, ονομάζονται **Ασαφή Συστήματα** (Fuzzy Systems).

2. Παραδοσιακές μέθοδοι αναζήτησης και βελτιστοποίησης

Οι μέθοδοι αναζήτησης και βελτιστοποίησης που παρουσίασαν αξιόλογα αποτελέσματα, όσον αφορά την εφαρμογή τους σε υπολογιστικές μηχανές και κυριάρχησαν για πολλά χρόνια είναι οι εξής:

- Μέθοδοι βασισμένες στο λογισμό (calculus-based methods): Έχουν γίνει αντικείμενο ευρείας μελέτης. Χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες: τις έμμεσες και τις άμεσες. Οι έμμεσες ασχολούνται με την εύρεση τοπικών ακρότατων επιλύοντας συνήθως ένα σύνολο μη γραμμικών συναρτήσεων. Οι άμεσες από την πλευρά τους, ψάχνουν για τοπικά ακρότατα κάνοντας μικρά άλματα στη συνάρτηση (hill-climbing). Αν και αρκετά δοκιμασμένες και οι δύο κατηγορίες παρουσιάζουν σημαντικά μειονεκτήματα. Το βασικότερο από αυτά είναι ότι εμφανίζουν τοπικότητα στην εμβέλεια. Το ακρότατο το οποίο βρίσκουν είναι το καλύτερο στη γειτονιά ενός σημείου.
- Απαριθμητικές (enumerative) ή τυχαίες (random) μέθοδοι: Συναντώνται σε πολλές μορφές και σε διάφορα προβλήματα. Μέσα σε ένα πεπερασμένο (ή άπειρα διακριτό) χώρο αναζήτησης, αναζητούνται κάποια βέλτιστα σημεία με ένα προς ένα ψάξιμο. Παρ' όλο που η απλότητα εδώ είναι ελκυστική, η αποδοτικότητα είναι προφανές ότι είναι πολύ χαμηλή κάτι που δεν τις κάνει ιδιαίτερα δημοφιλείς. Σχεδόν ποτέ δεν χρησιμοποιούνται μόνες τους, αλλά σε συνδυασμό με άλλες αποδοτικότερες μεθόδους.
- Μέθοδοι επαναληπτικής αναζήτησης (iterated search): Πρόκειται για ένα παραγωγικό συνδυασμό των μεθόδων των δύο προηγούμενων

κατηγοριών. Μόλις το hillclimbing εντοπίσει μια κορυφή (τοπικό μέγιστο ή ελάχιστο), επιλέγεται τυχαία ένα νέο σημείο και αρχίζει ξανά η ίδια διαδικασία για τον εντοπισμό μιας νέας κορυφής. Αυτό γίνεται αρκετές φορές κρατώντας πάντα την καλύτερη τιμή που έχει βρεθεί. Η τεχνική αυτή έχει το πλεονέκτημα της απλότητας, δεν υπάρχει περίπτωση παγίδευσης, αλλά όταν τα τοπικά μέγιστα είναι πολλά η απόδοσή της πέφτει σημαντικά.

- Simulated annealing: Αποτελεί μια τροποποιημένη έκδοση του hillclimbing. Τα μειονεκτήματά του είναι ότι ασχολείται με μόνο μια λύση σε κάθε βήμα, ενώ δεν κάνει αξιοποίηση της πληροφορίας που έχει υποστεί επεξεργασία σε προηγούμενα στάδια, μη αποκτώντας έτσι μια γενική εικόνα του χώρου αναζήτησης.
- Δυναμικός προγραμματισμός (dynamic programming): Αποτελεί προγραμματιστική τεχνική που βρίσκει εφαρμογή σε περιορισμένη περιοχή προβλημάτων. Χρησιμοποιείται κυρίως για τη βελτιστοποίηση της λύσης ενός προβλήματος πολλαπλών φάσεων, για κάθε μία από τις οποίες είναι διαθέσιμος ένας αριθμός εναλλακτικών αποφάσεων. Είναι αυτονόητο ότι δεν αποτελεί ισχυρό εργαλείο βελτιστοποίησης λόγω της υπερβολικής εξειδίκευσης για μικρό εύρος προβλημάτων.
- Ευρετικές μέθοδοι (heuristic methods): Ευρετική ονομάζεται κάθε μη αλγοριθμική μέθοδος επίλυσης προβλημάτων, στην οποία η πορεία προς ένα τελικό αποδεκτό αποτέλεσμα στηρίζεται σε μια σειρά προσεγγιστικών αποτελεσμάτων. Αν και οι ευρετικές μέθοδοι δίνουν απλές και ικανοποιητικές λύσεις σε μερικά προβλήματα, τίποτα δεν εγγυάται ότι αυτές οι λύσεις είναι οι καλύτερες δυνατές. Συνήθως δίνουν προσεγγίσεις των βέλτιστων λύσεων και κάποιες φορές

προτιμούνται επειδή δίνουν αποδεκτές απαντήσεις σε μικρό χρόνο. Συνεπώς δεν μπορούν να αποτελέσουν κύριο εργαλείο βελτιστοποίησης.

- Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems): Τα ΕΣ αξιοποιούν την εμπειρία του μηχανικού στο συγκεκριμένο πεδίο του προβλήματος, επιτυγχάνουν ικανοποιητικές λύσεις και εξηγούν ικανοποιητικά πως έφτασαν σε αυτές. Από την άλλη όμως, απαιτούν κανόνες για πλήρη περιγραφή του πεδίου, δεν έχουν μεγάλη προσαρμοστικότητα και η απόδοσή τους εξαρτάται υπερβολικά από το πεδίο. Λόγω της μεγάλης πολυπλοκότητάς τους, παρουσιάζονται αρκετές δυσκολίες για την ακριβή περιγραφή των κανόνων που απαιτούνται για την περιγραφή τους. Αυτό συμβαίνει γιατί πολλές φορές υπάρχει χάσμα ανάμεσα στην ανθρώπινη σκέψη και αντίληψη και τους κανόνες που προσφέρονται για να τις εκφράσουν.

2.1 Συμπεράσματα

Αν και δεν έχουν εξεταστεί εξαντλητικά όλες οι μέθοδοι αναζήτησης, το συμπέρασμα που προκύπτει από αυτή τη σύντομη παρουσίαση είναι πως οι μέθοδοι αυτές δεν έχουν την ισχύ για να αντεπεξέλθουν σε μεγάλο αριθμό προβλημάτων. Αυτό όμως, δεν σημαίνει ότι είναι άχρηστες. Αντιθέτως, έχουν δώσει λύσεις σε πολλές περιπτώσεις μέχρι σήμερα. Καθώς, όμως, παρουσιάζονται ολοένα και δυσκολότερα προβλήματα, τόσο πιο επιτακτική γίνεται η εύρεση νέων μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

3. Η εμφάνιση των Γενετικών Αλγορίθμων

Τα τελευταία τριάντα χρόνια, έχει παρατηρηθεί ένα συνεχώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για ανάπτυξη συστημάτων επίλυσης προβλημάτων βασισμένων στις αρχές της *Γενετικής Εξέλιξης* και της *Κληρονομικότητας*. Τα μειονεκτήματα των κλασσικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης, καθώς και η συνεχώς αυξανόμενη ανάγκη για παραγωγή λογισμικού που να μπορεί να εκμεταλλεύεται πιο αποδοτικά τις τεράστιες δυνατότητες του υλικού, ήταν η βασική αιτία που ώθησε τους επιστήμονες σ' αυτήν την αναζήτηση. Αυτού του είδους τα συστήματα λειτουργούν διατηρώντας ένα πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων και εφαρμόζοντας πάνω σε αυτό διάφορες διαδικασίες επιλογής του καλύτερου, καθώς και διάφορους «γενετικούς» τελεστές. Οι τελεστές αυτοί αντιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο αναπαράγονται και μεταλλάσσονται τα χρωμοσώματα των κυττάρων των ζωντανών οργανισμών. έτσι, περνώντας από γενιά σε γενιά, τα συστήματα αυτά δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων χρησιμοποιώντας, τόσο κομμάτια και στοιχεία από την προηγούμενη γενιά, όσο και εντελώς καινούργια κομμάτια που δοκιμάζονται για τυχόν καλή απόδοσή τους.

Επανελλημένες δοκιμές και πειράματα έχουν δείξει ότι μια «φυσική» αναπαράσταση των πιθανών λύσεων για ένα δεδομένο πρόβλημα σε συνδυασμό με την εφαρμογή σε αυτή μιας οικογένειας γενετικών τελεστών, αποτελεί πολύ χρήσιμο εργαλείο στην προσπάθεια

προσέγγισης των πραγματικών λύσεων σε μια πολύ μεγάλη ποικιλία προβλημάτων και εφαρμογών. Αυτό το γεγονός, μετατρέπει αυτή την «φυσικού μοντέλου» προσέγγιση σε μια πολλά υποσχόμενη κατεύθυνση όσον αφορά την επίλυση προβλημάτων γενικότερα.

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 στην 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.

4. Το παράδειγμα της φύσης

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 προέλευση της και τις βασικές λειτουργίες των Γενετικών Αλγορίθμων είναι τα εξής:

- Δεν υπάρχει αντικειμενική βάση διαχωρισμού των ζωντανών οργανισμών σε ανώτερους και κατώτερους. Σε κάθε βιολογικό είδος,

μερικά άτομα αφήνουν περισσότερους απογόνους σε σύγκριση με 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 επιβίωσης τους.

- Αυτή η αλλαγή, όμως, που συμβαίνει στα χαρακτηριστικά των ατόμων είναι αλλαγή στα χρωμοσώματά τους (chromosomes) που είναι πολύπλοκα οργανικά μόρια που κωδικοποιούν τη δομή και τα χαρακτηριστικά τους. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από μικρότερα μέρη γνωστά ως γονίδια (genes). Το σύνολο της γενετικής πληροφορίας που 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 και η μετάλλαξη. Κατά τη μετάλλαξη γίνεται με τυχαίο τρόπο αλλαγής της δομής των χρωμοσωμάτων, συνήθως από λανθασμένη αντιγραφή βιολογικών μορίων ή από εξωγενείς παράγοντες (π.χ. ακτινοβολία), έχοντας ως άμεσο αποτέλεσμα αλλαγή σε κάποιο χαρακτηριστικό. Η μετάλλαξη 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 την 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 (συγκεκριμένα εδώ του καστανού), και αγνοείται η «τιμή» του άλλου, μολονότι μπορεί να περάσει σε επόμενες γενιές. Το γονίδιο που τελικά καθορίζει το χαρακτηριστικό λέγεται **κυρίαρχο** ή **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).

Όλος αυτός ο μηχανισμός της φυσικής επιλογής φάνηκε ιδιαίτερα ελκυστικός για τον 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.

5. Ερμηνεία των Γενετικών Αλγορίθμων

Υπάρχει μια μεγάλη τάξη ιδιαίτερα ενδιαφερόντων προβλημάτων για τα οποία δεν έχει βρεθεί έως και σήμερα ένας σχετικά γρήγορος αλγόριθμος που να τα επιλύει ικανοποιητικά. Τα περισσότερα από αυτά ανήκουν στην κατηγορία των προβλημάτων βελτιστοποίησης και εμφανίζονται πολλάκις σε διάφορες εφαρμογές. Για την επίλυση ενός τέτοιου δύσκολου προβλήματος βελτιστοποίησης είναι πολλές φορές εφικτό να χρησιμοποιούμε έναν αποδοτικό αλγόριθμο που μπορεί να μας δώσει μια πολύ καλή προσέγγιση της βέλτιστης λύσης. Για μερικά από αυτά τα προβλήματα είναι επίσης δυνατή η χρήση πιθανοτικών αλγορίθμων. Οι αλγόριθμοι αυτοί δεν εγγυούνται ότι θα βρουν την βέλτιστη λύση, επιλέγοντας όμως με τυχαίο τρόπο ικανοποιητικά μεγάλο αριθμό πιθανών λύσεων μπορούν να ελαχιστοποιήσουν στο βαθμό που επιθυμούμε την πιθανότητα λάθους.

Υπάρχει μια πολύ μεγάλη γκάμα σημαντικών πρακτικών προβλημάτων βελτιστοποίησης για τα οποία έχουν αναπτυχθεί υψηλής απόδοσης αλγόριθμοι τέτοιου είδους. Για παράδειγμα, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τέτοιους αλγόριθμους για την επίλυση προβλημάτων στην σχεδίαση VLSI κυκλωμάτων καθώς και για την επίλυση του προβλήματος του πλανόδιου πωλητή.

Γενικότερα, η πραγμάτωση οποιουδήποτε έργου σε οποιαδήποτε επιστημονική περιοχή μπορεί να θεωρηθεί ως η προσπάθεια επίλυσης ενός προβλήματος που με την σειρά της μπορεί να αντιμετωπιστεί ως ένα

ψάξιμο μέσα σε ένα διάστημα πιθανών λύσεων. Από τη στιγμή που ψάχνουμε για λύση πολύ κοντά στην βέλτιστη χωρίς όμως να μπορούμε συνήθως να βρούμε την ίδια, μπορούμε να θεωρήσουμε την όλη διαδικασία ως μία διαδικασία βελτιστοποίησης. Για περιορισμένα διαστήματα πιθανών λύσεων υπάρχουν κλασικές μέθοδοι εξαντλητικού ψαξίματος που φέρουν ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Για μεγαλύτερα όμως διαστήματα είναι απαραίτητη η χρήση ειδικών τεχνικών από το χώρο της τεχνητής νοημοσύνης. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Γ.Α.) μπορούμε να ισχυριστούμε ότι ανήκουν σ' αυτή την κατηγορία. Αποτελούν στοχαστικούς αλγόριθμους των οποίων οι μέθοδοι βασίζονται σε ορισμένους φυσικούς μηχανισμούς όπως την γενετική κληρονομικότητα και τον «αγώνα» για επιβίωση όπως τον αναφέρει ο Δαρβίνος.

Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τους Γενετικούς Αλγορίθμους είναι η μίμηση των μηχανισμών της φύσης. Ας πάρουμε, για παράδειγμα, τους λαγούς και πώς αναπαράγονται και εξελίσσονται από γενιά σε γενιά. Έστω ότι αρχίζουμε να παρατηρούμε ένα συγκεκριμένο πληθυσμό από λαγούς. Όπως είναι φυσικό, κάποιοι από αυτούς θα είναι πιο γρήγοροι και πιο εύστροφοι από άλλους. Αυτοί οι γρηγορότεροι και εξυπνότεροι λαγοί έχουν λιγότερες πιθανότητες να αποτελέσουν γεύμα κάποιας αλεπούς και άρα από τη στιγμή που καταφέρνουν να επιβιώσουν θα ασχοληθούν με την αναπαραγωγή του είδους τους. Φυσικά, θα υπάρχει και ένας μικρός αριθμός αργών και λιγότερο εύστροφων λαγών που θα καταφέρουν να επιβιώσουν μόνο και μόνο επειδή στάθηκαν τυχεροί. Όλοι αυτοί οι λαγοί που έχουν καταφέρει να επιβιώσουν θα αρχίσουν την παραγωγή της επόμενης γενιάς τους, μια γενιά που θα συνδυάζει όλα τα χαρακτηριστικά των μελών της προηγούμενης, συνδυασμένα με διάφορους τρόπους μεταξύ τους. 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 υφίστανται την ίδια διαδικασία αναπαραγωγής, διαφορετικά οι λαγοί θα γινόντουσαν υπερβολικά γρήγοροι και έξυπνοι για να μπορούν να τους πιάσουν.

Οι Γ.Α. χρησιμοποιούν ορολογία δανεισμένη από το χώρο της φυσικής Γενετικής. Αναφέρονται σε *άτομα* ή *γενότυπα* μέσα σε ένα πληθυσμό. Πολύ συχνά αυτά τα άτομα καλούνται επίσης **χρωμοσώματα**. Αυτό μπορεί να οδηγήσει μερικούς σε λάθος συμπεράσματα, αν γίνει παραλληλισμός με τους φυσικούς οργανισμούς, όπου κάθε κύτταρο κάθε συγκεκριμένου είδους περιέχει έναν συγκεκριμένο αριθμό χρωμοσωμάτων (τα ανθρώπινα κύτταρα για παράδειγμα περιέχουν 46 χρωμοσώματα). Στους Γ.Α. αναφερόμαστε σχεδόν πάντα σε άτομα με ένα μόνο χρωμόσωμα. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από διάφορα στοιχεία που ονομάζονται **γονίδια** και είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Κάθε γονίδιο επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών. Τα γονίδια που επηρεάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά γνώρισμα του ατόμου βρίσκονται και σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωμοσώματος που καλούνται **loci**. Κάθε χαρακτηριστικό γνώρισμα του ατόμου (όπως για παράδειγμα το χρώμα μαλλιών) έχει την δυνατότητα να εμφανιστεί με διάφορες μορφές, ανάλογα με την κατάσταση στην οποία βρίσκεται το αντίστοιχο γονίδιο που το επηρεάζει. Οι διαφορετικές αυτές καταστάσεις που μπορεί να πάρει το γονίδιο καλούνται **alleles** (τιμές χαρακτηριστικού γνωρίσματος).

Κάθε γενότυπος (που στις περισσότερες περιπτώσεις είναι ένα μόνο χρωμόσωμα) αναπαριστά μια πιθανή λύση σε ένα πρόβλημα. 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 εκτενής χρησιμοποίηση των Γ.Α. ως εργαλείο βελτιστοποίησης είναι εύκολο να δώσει σε κάποιον την εντύπωση ότι οι Γ.Α. είναι πραγματικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης. Αυτό, όμως, δεν ευσταθεί, διότι υπάρχουν πολλές περιπτώσεις όπου οι Γ.Α. αποτυγχάνουν να βρουν μια προφανή βέλτιστη λύση μέσα σε ένα συγκεκριμένο διάστημα ψαξίματος. Για την αποφυγή δημιουργίας αυτής της λανθασμένης εντύπωσης, οι Γ.Α. πρέπει να αντιμετωπίζονται ως μια ιδεατή προσομοίωση μιας φυσικής διαδικασίας, τέτοια ώστε να μπορούν να ενσωματώνουν τους στόχους και τους σκοπούς της διαδικασίας αυτής. Παρ' όλα αυτά, δεν πρέπει να παραγνωρίζουμε ότι η βελτιστοποίηση αποτελεί ένα πολύ σημαντικό κομμάτι των εφαρμογών των Γ.Α.

Κατά την διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας, το ενδιαφέρον για τις διαδικασίες βελτιστοποίησης έχει αυξηθεί τόσο πολύ, ώστε να υπάρχουν πολύπλοκα και με πολύ αυστηρούς περιορισμούς προβλήματα, που να μπορούν να λυθούν μόνο προσεγγιστικά από τους σημερινούς

υπολογιστές. Οι Γ.Α. αποσκοπούν στην εξυπηρέτηση τέτοιου είδους προβλημάτων. Εάν και, όπως έχουμε ήδη αναφέρει, ανήκουν στην κατηγορία των στοχαστικών αλγορίθμων, διαφέρουν σε πολύ μεγάλο βαθμό 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. Αυτός είναι και ο κύριος λόγος για τον οποίο οι Γ.Α. θεωρούνται πιο εύρωστοι από τις υπάρχουσες μεθόδους άμεσης αναζήτησης. Ένα άλλο εξίσου σημαντικό χαρακτηριστικό τους είναι ότι διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων πάνω στον οποίο πειραματίζονται, σε αντίθεση με όλες τις άλλες μεθόδους αναζήτησης που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης.

Οι μέθοδοι hillclimbing εφαρμόζουν την τεχνική της επαναληπτικής αναζήτησης (heratied search). Η τεχνική αυτή εφαρμόζεται σε ένα μόνο σημείο (τρέχον σημείο) του χώρου αναζήτησης. Σε κάθε βήμα της μεθόδου επιλέγεται ένα νέο σημείο από τα γειτονικά του τρέχοντος. Εάν το νέο αυτό σημείο δώσει μια «καλύτερη» τιμή στην συνάρτηση αποτίμησης γίνεται αυτό το τρέχον σημείο, διαφορετικά επιλέγεται κάποιο άλλο γειτονικό σημείο που με τη σειρά του συγκρίνεται ως προς την απόδοσή του με το τρέχον. Η μέθοδος τερματίζει εάν δε μπορούμε να επιτύχουμε παραπάνω βελτίωση από την τρέχουσα.

Είναι φανερό ότι οι hillclimbing μέθοδοι βρίσκουν μόνο τοπικά βέλτιστες τιμές οι οποίες επηρεάζουν αποφασιστικά από την επιλογή του αρχικού σημείου. Επίσης, δεν προσφέρουν καμία πληροφορία για το σχετικό λάθος της λύσης που βρίσκουν αναφορικά με τα ολικά βέλτιστη λύση. Για να αυξήσουν τις πιθανότητες επιτυχίας, οι hillclimbing μέθοδοι, εκτελούνται συνήθως για ένα μεγάλο αριθμό αρχικών σημείων. Τα

σημεία αυτά δεν είναι απαραίτητο να έχουν επιλεγθεί τυχαία. Συνήθως η επιλογή ενός αρχικού σημείου για μια εκτέλεση εξαρτάται από τα αποτελέσματα των προηγούμενων εκτελέσεων.

Η simulated annealing τεχνική αντιμετωπίζει τα περισσότερα μειονεκτήματα των hillclimbing μεθόδων. Οι λύσεις που βρίσκει δεν εξαρτώνται πια από το αρχικό σημείο και είναι συνήθως κοντά στη βέλτιστη λύση. Αυτό επιτυγχάνεται με την εισαγωγή μιας πιθανότητας αποδοχής P , που είναι η πιθανότητα αντικατάστασης του τρέχοντος σημείου από κάποιο καινούργιο. Το P ισούται με 1 εάν το καινούργιο σημείο δίνει μια καλύτερη τιμή στη συνάρτηση αποτίμησης. Σε όλες τις άλλες περιπτώσεις η πιθανότητα αποδοχής είναι μια συνάρτηση των τιμών της συνάρτησης αποτίμησης για το τρέχον και για το καινούργιο σημείο και μιας επιπρόθεσμης παραμέτρου ελέγχου T που καλείται «θερμοκρασία». Όσο μικρότερη τιμή έχει η παράμετρος T τόσο λιγότερες πιθανότητες για την αποδοχή ενός καινούργιου σημείου υπάρχουν. Κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου η «θερμοκρασία» του συστήματος ελαττώνεται σταδιακά. Ο αλγόριθμος τερματίζει για κάποια μικρή τιμή της T για την οποία δεν γίνονται πια αποδεκτές αλλαγές στα σημεία.

Ένας Γ.Α. πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις με το να διατηρεί ένα πληθυσμό από πιθανές λύσεις και υποστηρίζει καταγραφή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων. Ο πληθυσμός υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη. Σε κάθε γενιά, οι σχετικά «καλές» λύσεις αναπαράγονται, ενώ οι σχετικά «κακές» αφαιρούνται. Ο διαχωρισμός και η αποτίμηση των διαφόρων λύσεων γίνεται με τη βοήθεια μιας αντικειμενικής συνάρτησης (objective

function), η οποία παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός μας.

Η δομή ενός απλού γενετικού αλγόριθμου έχει σε γενικές γραμμές ως εξής: Κατά τη διάρκεια της επαναληπτικής εκτέλεσης t , ο Γ.Α. διατηρεί ένα πληθυσμό από πιθανές λύσεις:

$$P(t)=[x_1^t, \dots, x_n^t].$$

Κάθε λύση x_i^t αποτιμάται και δίνει ένα μέτρο της καταλληλότητας και ορθότητας της. Αφού ολοκληρωθεί η αποτίμηση όλων των στοιχείων του πληθυσμού, δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός (επαναληπτική εκτέλεση $t+1$) που προκύπτει από την επιλογή των πιο κατάλληλων στοιχείων του πληθυσμού της προηγούμενης γενιάς. Μερικά μέλη από τον καινούργιο αυτό πληθυσμό υφίστανται μετατροπές με την βοήθεια των διαδικασιών της μετάλλαξης (mutation) και της διασταύρωσης (crossover ή mating) σχηματίζοντας νέες πιθανές λύσεις. Η διασταύρωση συνδυάζει τα στοιχεία δύο χρωμοσωμάτων γονέων για να δημιουργήσει δυο νέους απογόνους ανταλλάσσοντας αντίστοιχα κομμάτια από τους γονείς. Για παράδειγμα, έστω ότι οι γονείς αναπαριστώνται με διανύσματα πέντε διαστάσεων $(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$ και $(a_2, b_2, c_2, d_2, e_2)$, τότε οι απόγονοι (με σημείο διασταύρωσης-crossover point²) είναι οι $(a_1, b_1, c_2, d_2, e_2)$ και $(a_2, b_2, c_1, d_1, e_1)$. Διαισθητικά μπορούμε να πούμε ότι η διασταύρωση εξυπηρετεί την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ διαφορετικών πιθανών λύσεων.

Η διαδικασία της μετάλλαξης αλλάζει αυθαίρετα ένα ή περισσότερα γονίδια ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος. Πραγματοποιείται με τυχαία αλλαγή γονιδίων με πιθανότητα ίση με το ρυθμό μετάλλαξης (mutation rate). Διαισθητικά μπορούμε να πούμε ότι ο

μετάλλαξη εξυπηρετεί την εισαγωγή νέων πιθανών λύσεων, διαφορετικών από τις υπάρχουσες, στον ήδη υπάρχον πληθυσμό.

Ένας Γ.Α. για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα πρέπει να αποτελείται από τα παρακάτω πέντε κομμάτια:

1. Μια γενετική αναπαράσταση των πιθανών λύσεων του προβλήματος.
2. Ένα τρόπο δημιουργίας ενός αρχικού πληθυσμού των πιθανών λύσεων.
3. Μια αντικειμενική συνάρτηση αποτίμησης 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.λ.π.).

6. Πλεονεκτήματα των Γ.Α.

Η χρήση των Γ.Α. 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 Γ.Α. 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 Γ.Α. Είναι δε αξιοσημείωτο ότι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις και καθιστούν ανεπαρκείς άλλες μεθόδους στην εύρεση των ακρότατων τους, για τους Γ.Α. δεν αποτελούν δυσχέρειες.

2. Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τα υπάρχοντα μοντέλα και συστήματα.

Οι Γ.Α. 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 Γ.Α. δεν αντιστέκονται σε αλλαγές, επεκτάσεις και μετεξελίξεις ανάλογα με την κρίση του σχεδιαστή. Σε πολλές εφαρμογές, έχουν αναφερθεί λειτουργίες των Γ.Α. που δεν είναι δανεισμένες 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 Γ.Α. 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 Γ.Α. με άλλη μέθοδο. Αυτό είναι αποτέλεσμα της μεγάλης ευελιξίας των Γ.Α.

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, Γ.Α. 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 παραγώγων, συνέχεια, όχι «θορυβώδεις» συναρτήσεις κ.λ.π. Τέτοιου είδους ιδιότητες είναι αδιάφορες για τους Γ.Α. πράγμα που τους κάνει κατάλληλους για μεγάλο φάσμα προβλημάτων.

7. Δεν ενδιαφέρει η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας. Η μόνη

«επικοινωνία» του Γ.Α. με το περιβάλλον του είναι η συνάρτηση ικανότητας. Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από την σημαντική του προβλήματος. Βέβαια, δεν σημαίνει ότι δεν υπάρχουν άλυτα προβλήματα για τους Γ.Α. 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 Γ.Α. σε

κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας,

αφού, όπως αναφέρθηκε, το κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή είναι της τάξεως $O(n^3)$, 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 το 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 Γ.Α. επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς.

10. 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.

7. Τι προκαλεί δυσπιστία

Η τεχνολογία των Γ.Α. 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 αντεπιχειρήματα τους:

1. Προβλήματα εξοικείωσης με τη 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 είναι σε πολύ γενικό επίπεδο. Παρ' όλα αυτά δεν απαιτούνται γνώσεις Γενετικής και Βιολογίας. 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 στα άγνωστα πεδία μιας ξένης επιστήμης και, τελικά, την σύγχυσή του. Θα μπορούσε ίσως να παραληφθεί η αναφορά στη Γενετική και να γίνει μια παρουσίαση των Γ.Α. ως « προσωπικές διαδικασίες για αναζήτηση και βελτιστοποίηση», όμως, αυτό μάλλον θα έκανε τα πράγματα δυσκολότερα. Έξαλλου είναι συνηθισμένο το

φαινόμενο θεωρίες που είναι δανεισμένες από άλλες επιστήμες να διατηρούν την αυθεντική τους ορολογία (π.χ. στα Νευρωνικά Δίκτυα: νευρώνες, συνάψεις, κ.λ.π.). Επιπλέον, το μέλλον και η εξέλιξη των Γ.Α. δεν εξαρτώνται σε καμιά 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 Γ.Α. και για μια πορεία τους στο χρόνο που 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 γενεές, 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: πως είναι δυνατόν 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 ποια 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 τις αντίστοιχες μεθόδους. Το πλήθος των ατόμων που κάθε φορά εξετάζεται είναι από λίγες δεκάδες ως μερικές χιλιάδες, δηλαδή αρκετές τάξεις μεθόδους κάτω από το πλήθος των γονιδίων των χρωμοσωμάτων ενός έμβριου όντος. Ο ρυθμός που μπορούν να ζευγαρώσουν 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, 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.

8. Σύντομη ιστορική αναδρομή

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η πορεία των ερευνών που οδήγησαν στην ανάπτυξη της θεωρίας των Γ.Α. Στην παράγραφο αυτή παρατίθεται μια λιτή ιστορική αναδρομή που ξεκινά από τις πρώτες προσπάθειες θεμελίωσης της θεωρίας 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. Βασικά σημεία αυτής της θεωρίας παρουσιάστηκαν σε προηγούμενη παράγραφο του παρόντος κεφαλαίου.

- 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 έρευνα 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 περαιτέρω 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.
- O J.J. Grefenstette δημιουργεί το GENESIS, 1980. Το GENESIS είναι ένα σύστημα ανάπτυξης Γ.Α. υλοποιημένο στη γλώσσα προγραμματισμού Ψ, 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 τον μεγάλο οργασμό που παρατηρείται σε επίπεδο τόσο θεωρίας, όσο και εφαρμογών.
- Πολυάριθμες εκδόσεις βιβλίων για Γ.Α., 1989-1997. Άλλη μια ένδειξη της τεράστιας ανάπτυξης του χώρου και της αποδοχής της νέας τεχνολογίας.
- Ανάπτυξη πακέτων λογισμικού για Γ.Α., 1990-1997. Πολλές εταιρίες δημιουργούν εμπορικά πακέτα που επιτρέπουν σε χρήστες να ενσωματώσουν στις εφαρμογές τους στοιχεία γενετικού προγραμματισμού. Ένα τέτοιο πακέτο είναι το EOS (Evolutionary Object System). Βασίζεται στη δημοφιλή γλώσσα αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού C++ και παρέχει μεγάλες δυνατότητες προσαρμογών και επεκτάσεων.

Κεφάλαιο 2

Ανατομία ενός Γενετικού Αλγόριθμου

Οι λειτουργίες ενός Γ.Α. αποτελούν μια εντυπωσιακή και πρωτότυπη μεταφορά των μεθόδων της φύσης στα τεχνητά περιβάλλοντα. Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μια πρώτη γνωριμία με τα βασικά των Γ.Α., τις ιδέες που παρουσιάζουν και τις πρωτοπορίες που εισάγουν.

1. Τι καινούργιο παρουσιάζουν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι

Όπως αναφέρθηκε, οι Γ.Α. πλεονεκτούν αισθητά στη λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης από αυτές. Τα κυριότερα νέα χαρακτηριστικά που τους διαφοροποιούν, αλλά και τους δίνουν υπεροχή είναι τα εξής:

1. 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, σε αντιστοιχία με την κωδικοποιημένη πληροφορία των χρωμοσωμάτων σε συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους. 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, καθότι δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Στο Γ.Α., όμως, η πρώτη ενέργεια είναι η κωδικοποίηση των διακοπών ως συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους. Μια απλή κωδικοποίηση θα μπορούσε να γίνει θεωρώντας μια δυαδικό συμβολοσειρά μήκους πέντε, όπου η κάθε θέση αναπαριστά ένα διακόπτη. Το 0 αντιστοιχεί στη θέση on και το 1 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 Γ.Α. να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων.

2. Οι Γ.Α. κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα. Σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεχτικά 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 Γ.Α. 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 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 Γ.Α. αρχίζει το ψάξιμό του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούργιους. 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 αντιπροσω-πευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

3. Οι Γ.Α. 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 Γ.Α. Το ψάξιμό τους είναι κατά κάποιο τρόπο «τυφλό». 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 Γ.Α. που αξιοποιούν και τέτοιες πληροφορίες (Knowledge-Based Genetic Algorithms).
4. Οι Γ.Α. χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες μετάβασης και όχι ντετερμινιστικούς: Η χρήση πιθανοθεωρητικών κανόνων μετάβασης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των Γ.Α., χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Δηλαδή, δεν λαμβάνονται αποφάσεις με το «στρίψιμο ενός νομίσματος». Το στοιχείο της τύχης χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα. Τα τέσσερα προαναφερθέντα χαρακτηριστικά

συμβάλουν αποφασιστικά ώστε να έχουν οι Γ.Α. την πολυπόθητη ιδιότητα της ευρωστίας.

2. Τα βασικά στοιχεία ενός απλού Γενετικού Αλγορίθμου

Στην ουσία, ένας τυπικός Γ.Α. περιλαμβάνει απλές λειτουργίες, που όμως κρύβουν μέσα τους μεγάλη ισχύ. Αυτός ο συνδυασμός απλοϊκότητας και ισχύος είναι το μεγαλύτερο θέλημα της τεχνικής τους. Στην παράγραφο αυτή παρουσιάζονται τα βασικά στοιχεία, που πρέπει να έχει ένας αλγόριθμος, ώστε να θεωρείται γενετικός και δίνεται ένα παράδειγμα που κάνει αντιληπτή την εφαρμογή της θεωρίας.

Αρχικά σε έναν Γ.Α. πρέπει να υπάρχουν στοιχεία που θα τον συνδέουν με το πρόβλημα που επιλύει. Η κωδικοποίηση και η αντικειμενική συνάρτηση επιτελούν αυτό το σκοπό και είναι «εκ των ων ουκ άνευ» συστατικά για ένα Γ.Α.

Η κωδικοποίηση αφορά ένα σύνολο πιθανών λύσεων του προβλήματος. Η αναπαράσταση των λύσεων πρέπει να γίνει με ένα μαθηματικό, φορμαλιστικό τρόπο, ώστε να είναι δυνατή η επεξεργασία από τον υπολογιστή. Εξ' άλλου, κωδικοποίηση υπάρχει και στο φυσικό μοντέλο (χρωμοσώματα) και μάλιστα, όλες οι αλλαγές που παρατηρούνται στους οργανισμούς γίνονται πάνω στα κωδικοποιημένα χαρακτηριστικά των χρωμοσωμάτων. 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). Αποτέλεσμα της κωδικοποίησης πρέπει να είναι η ύπαρξη ομοιοτήτων ανάμεσα στα άτομα με σκοπό την κατάλληλη εκμετάλλευσή τους, διότι οι ομοιότητες βοηθούν την κατεύθυνση του ψαξίματος.

Διάφορα είναι τα είδη της κωδικοποίησης που μπορούν να γίνουν από πρόβλημα σε πρόβλημα. Η πιο απλή είναι η κωδικοποίηση με δυαδικά ψηφία (bits): κάθε λύση αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά (binary string) καθορισμένου μήκους. Πάντως, έχουν αναφερθεί ποικίλες μορφές κωδικοποιήσεων, που κάθε μια εξαρτάται από το υπό εξέταση πρόβλημα. Καμιά δεν είναι αποτελεσματική για όλα τα προβλήματα, ενώ είναι πιθανό ένα πρόβλημα να επιδέχεται περισσότερες από μια κωδικοποιήσεις. Το σίγουρο είναι ότι η κωδικοποίηση είναι ένα κρίσιμο βήμα στην εφαρμογή του Γ.Α. και αν δεν είναι προσεκτική, πιθανότατα θα αποβεί μοιραία για την επιτυχία του. Η καταλληλότητα της κωδικοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση και την πείρα του σχεδιαστή. Συμβαίνει μερικές φορές, μάλιστα, προφανείς τρόποι κωδικοποίησης να μην είναι αρκετά (ή και καθόλου) αποτελεσματικοί.

Κατά συνέπεια προκύπτει το κρίσιμο ερώτημα: ποιοι είναι οι παράγοντες που καθορίζουν το είδος της κωδικοποίησης που πρέπει να επιλεγεί για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα; Δεν υπάρχει ξεκάθαρη απάντηση που να καλύπτει όλες τις περιπτώσεις. Μερικές γενικού τύπου συμβουλές θα φανούν στην παραπέρα ανάπτυξη του θέματος.

Για παράδειγμα, έστω η συνάρτηση $f(x)=x^2$, $x \in [0,31]$ και x : ακέραιος. Ζητείται το μέγιστο της συνάρτησης στο πεδίο ορισμού της.

Για να λυθεί το πρόβλημα από ένα Γ.Α. πρέπει να επινοηθεί ένας τρόπος κωδικοποίησης των πιθανών λύσεων. Ο πιο προφανής και τελικά, όπως θα αποδειχτεί, πιο αποτελεσματικός τρόπος κωδικοποίησης είναι να αναπαρασταθεί η κάθε λύση με μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους 5, που αριθμητικά θα ισοδυναμεί με την αντίστοιχη δεκαδική τιμή της λύσης. Έτσι καλύπτεται όλο το πεδίο ορισμού $[0,31]$ από τις 32 δυνατές συμβολοσειρές αυτού του είδους. Π.χ. η συμβολοσειρά 10010 αντιστοιχεί, κατά τα γνωστά, στην τιμή 18 του δεκαδικού συστήματος. Συνήθως, σε προβλήματα βελτιστοποίησης μαθηματικών συναρτήσεων, η δυαδική είναι η πιο βολική και αποδοτική κωδικοποίηση.

Το δεύτερο βασικό στοιχείο σύνδεσης ενός Γ.Α. με το πρόβλημα που λύνει είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αυτή 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 παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος στο τεχνικό μοντέλο. Ουσιαστικά, είναι η μόνη πληροφορία που δέχεται ο αλγόριθμος για το πρόβλημα που λύνει. Είναι σημαντικό, αυτή η συνάρτηση να είναι εύκολα υπολογίσιμη, ώστε να μην επιβραδύνει τους ρυθμούς της διαδικασίας.

Επιστρέφοντας στο παράδειγμα, η συνάρτηση ικανότητας του προβλήματος μεγιστοποίησης είναι φανερό ότι πρέπει να είναι η ίδια η f , γιατί ουσιαστικά το ζητούμενο είναι η μεγιστοποίηση αυτής της συνάρτησης. 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 την μεγιστοποίηση της συνάρτησης και που, για αυτή την περίπτωση είναι η ίδια η εικόνα της στην f.

Με τον καθορισμό της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης, πλέον, ορίζεται το πρόβλημα και ολοκληρώνεται το πρώτο στάδιο εφαρμογής ενός Γ.Α. 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 συνάρτηση ικανότητας, ίσως και στην κωδικοποίηση. Η φάση ορισμού της κωδικοποίησης και της συνάρτησης ικανότητας υπάρχουν πάντα σε κάθε Γ.Α. ανεξαρτήτως του προβλήματος.

Στο επόμενο στάδιο περιλαμβάνονται λειτουργίες που ανήκουν στη φάση τρεξίματος του Γ.Α. Εδώ γίνεται ο κύριος όγκος της εργασίας και παράγεται το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης.

Η αρχικοποίηση είναι το βήμα στο οποίο ορίζεται ο αρχικός πληθυσμός, πάνω στον οποίο 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 θ συνήθως, όμως, εξαρτάται από τους πόρους που αυτός έχει στη διάθεσή του). Σε μερικές υλοποιήσεις, η επιλογή των αρχικών σημείων γίνεται με ευρετικές μεθόδους, δίνοντας ένα εξ αρχής πλεονέκτημα στην αναζήτηση. Έστω, στο παράδειγμα μας, ότι το μέγεθος του πληθυσμού είναι 4. Μένει να επιλεγτούν τυχαία τέσσερις

συμβολοσειρές από τις 32 πιθανές. Αυτό μπορεί να γίνει με 20 διαδοχικές ρίψεις ενός τίμιου νομίσματος, ώστε να προκύψουν 4 συμβολοσειρές μήκους 5 η κάθε μία. Ένα πιθανό σενάριο θα μπορούσε να βγάλει τις συμβολοσειρές 01101, 11000, 01000 και 10011.

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 συμβεί αυτό πρέπει να γίνει αποκωδικοποίηση χαρακτηριστικών και έπειτα υπολογισμός της απόδοσης των ατόμων. Ο παραλληλισμός με το φυσικό μοντέλο, ίσως βοηθά στην κατανόηση αυτής της διαδικασίας: Στη φύση τα χρωμοσώματα ενός οργανισμού έχουν στα γονίδια τους κωδικοποιημένα τα χαρακτηριστικά τους. Το σύνολο αυτής της κωδικοποιημένης γενετικής πληροφορίας ονομάζεται, όπως είπαμε, **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 αντίστοιχο των γονιδίων. Ο φαινότυπος αναφέρεται στην παρατηρήσιμη εμφάνιση μιας συμβολοσειράς, στο πως φαίνεται στο περιβάλλον του. Περιβάλλον, όμως, θεωρείται η αντικειμενική συνάρτηση, άρα ο φαινότυπος μιας συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην αποκωδικοποιημένη τιμή του, που ανήκει στο σύνολο ορισμού της αντικειμενικής συνάρτησης.

Σκοπός της λειτουργίας αξιολόγησης είναι να υπολογιστεί για κάθε άτομο του πληθυσμού 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 άρπαγες, να αντέχουν σε αρρώστιες και γενικά να αντιπαρέρχονται τις όποιες αντιξοότητες παρουσιάζονται κατά την διάρκεια της ζωής τους. Συνεπώς, ο υπολογισμός της ικανότητας είναι θεμελιώδης λειτουργία για το Γ.Α. Η εφαρμογή της είναι πολύ απλή (τουλάχιστον για απλά προβλήματα): για κάθε 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.

Τη σκυτάλη στη συνέχεια παίρνει η σημαντικότερη λειτουργία του Γ.Α., η αναπαραγωγή. Εδώ λαμβάνει χώρα ο κύριος όγκος της εργασίας του αλγορίθμου. Η δομή της αναπαραγωγικής διαδικασίας είναι σύνθετη. Περιλαμβάνει τα εξής μέρη: ζευγάρωμα και μετάλλαξη. Πριν την αναπαραγωγή, εκτελείται η διαδικασία της επιλογής.

Με την επιλογή, βρίσκει εφαρμογή στα πλαίσια του αλγόριθμου, ο νόμος της επιβίωσης του ικανότερου. Μέσω αυτής της διαδικασίας, καθορίζεται ποια άτομα από τον υπάρχοντα πληθυσμό θα έχουν την ευκαιρία να λάβουν μέρος στην αναπαραγωγή και να κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά μέρος ή το σύνολο των χαρακτηριστικών τους. Στόχος της λειτουργίας της επιλογής είναι να επιτρέπει εκθετική αύξηση των ικανοτέρων ατόμων και τελικά, μετά από αναπαραγωγή αρκετών

γενεών, την επικράτησή τους. Ο Γ.Α. χωρίς επιλογή στην αναπαραγωγική του διαδικασία ισοδυναμεί με τυχαίο ψάξιμο.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι υλοποίησης της επιλογής στα πλαίσια ενός Γ.Α. Δεδομένου, όμως, ότι στη βασική μορφή του αλγορίθμου το μέγεθος του πληθυσμού από γενιά σε γενιά δεν αλλάζει, κάθε τεχνική επιλογής, για να δικαιώνει τον τίτλο της, οφείλει να δίνει με κάποιο τρόπο, μεγαλύτερες πιθανότητες αναπαραγωγής σε άτομα που αξιολογούνται μέσα στο τεχνητό περιβάλλον ως τα πιο ικανά.

Ο προσωρινός πληθυσμός που προέκυψε από τη διαδικασία της επιλογής πρέπει να περάσει από τη διαδικασία ζευγαρώματος για να πραγματοποιηθεί ένα είδος γονιμοποίησης, όπως συμβαίνει και στη φύση. Η νέα, λοιπόν, ομάδα ατόμων που προέκυψε από την επιλογή σχηματίζει με τυχαίο τρόπο ομάδες των δύο. 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 Γ.Α. 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 Γ.Α. υποστηρίζουν ότι αν αφαιρεθεί η διασταύρωση από έναν Γ.Α., τότε μειώνεται σημαντικά η απόδοσή του. αλλά αυτή δεν είναι μια άποψη με καθολική αποδοχή.

Ένα ενδεικτικό της χρησιμότητας της διασταύρωσης είναι η ανακατεύθυνση του ψαξίματος σε νέες «απάτητες» περιοχές του χώρου αναζήτησης. 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 στο επόμενο αναπαραγωγικό κύκλο, λόγω μικρής απόδοσης.

Στην πράξη, η διασταύρωση χρησιμοποιείται με παραμετροποιημένη μορφή, δηλαδή λαμβάνει χώρα με πιθανότητα, που καθορίζεται από το σχεδιαστή του Γ.Α. Συνήθως, αυτή η πιθανότητα ποικίλει από πρόβλημα σε πρόβλημα, ενώ είναι δυνατό και να αλλάζει κατά τον χρόνο τρεξίματος.

Τελευταία, στον κύκλο αναπαραγωγικής διαδικασίας και ίσως, λιγότερο σημαντική, αλλά πάντως χρήσιμη είναι η μετάλλαξη. Είναι μια λειτουργία που όταν συμβαίνει αραιά 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, ένα ψηφίο και αντιστρέφεται (από 0 σε 1 ή το αντίστροφο). Είναι πολύ σημαντικό η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί η μετάλλαξη να είναι αρκετά μικρή (περίπου μία μετάλλαξη σε κάθε χίλια ψηφία που αντιγράφονται), γιατί σε αντίθεση περίπτωση ο Γ.Α. 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, όπου 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 αποκλείεται από τη διαδικασία του ψαξίματος.

3. Βελτιστοποίηση μιας απλής συνάρτησης

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστούν τα βασικά χαρακτηριστικά ενός Γ.Α. σε σχέση με τη βελτιστοποίηση μιας 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:

$$x_i = 2i - 1/20 + e_i, \quad \text{για } i = 1, 2, \dots, \quad x_0 = 0,$$

$$x_i = 2i + 1/20 - e_i, \quad \text{για } i = -1, -2, \dots,$$

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

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

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

$$f(1.85) = 1.85 \cdot \sin(18\pi + \pi/2) + 1.0 = 2.85.$$

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

3.1. Αναπαράσταση

Χρησιμοποιείται ένα δυαδικό διάνυσμα, ως το χρωμόσωμα που θα αναπαραστήσει τις αληθινές τιμές της μεταβλητής χ . Το μήκος του διανύσματος εξαρτάται από την επιθυμητή ακρίβεια, που στη συγκεκριμένη περίπτωση θεωρείται ότι είναι έξι δεκαδικά ψηφία. Το πεδίο ορισμού της μεταβλητής χ 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 αντίστοιχη μιας δυαδικής συμβολοσειράς $\langle b_{21}b_{20}\dots b_0 \rangle$ στον αντίστοιχο πραγματικό αριθμό χ μέσα από το διάστημα $[-1,2]$ γίνεται άμεσα και πραγματοποιείται σε δύο βήματα:

- Μετατροπή της δυαδικής συμβολοσειράς από δυαδικό σε δεκαδικό αριθμό:

$$\langle b_{21}b_{20}\dots b_0 \rangle_2 = (\sum_{i=0}^{21} b_i \cdot 2^i)_{10} = \chi'$$

- Εύρεση ενός αντίστοιχου πραγματικού αριθμού χ τέτοιου ώστε:

$$\chi = -1.0 + \chi' \cdot 3 / (2^{22} - 1)$$

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 :

$$\chi' = (1000101110110101000111)_2 = 2288967 \text{ και}$$

$$\chi = -1.0 + 2288967 \cdot 3 / 4194304 = 0.637197$$

Όπως είναι φυσικό, τα χρωμοσώματα:

$(000000000000000000000000)$ και (1111111111111111111111)

αντιπροσωπεύουν τα όρια του πεδίου ορισμού, -1 και 2 αντίστοιχα.

3.2. Αρχικός πληθυσμός

Η διαδικασία αρχικοποίησης είναι πολύ απλή. 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.

3.3. Αντικειμενική συνάρτηση

Η συνάρτηση αποτίμησης $eval$ για τα δυαδικά διανύσματα v ισούται με τη συνάρτηση f :

$$eval(v)=f(x),$$

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:

$$v_1=(100010111010101000111),$$

$$v_2=(0000001110000000010000),$$

$$v_3=(1110000000111111000101),$$

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:

$$eval(v_1)=f(x_1) = 1.586345$$

$$\text{eval}(v_2)=f(x_2) = 0.078878$$

$$\text{eval}(v_3)=f(x_3) = 2.250650.$$

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

3.4. Γενετικοί Τελεστές

Κατά τη διάρκεια της φύσης εναλλαγών του Γ.Α. θα χρησιμοποιηθούν οι δύο κλασσικοί γενετικοί τελεστές. Ο τελεστής διασταύρωσης και ο τελεστής μετάλλαξης.

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, η μετάλλαξη έχει ως αποτέλεσμα την μετατροπή ενός ή περισσότερων 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 1 και 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 επιλεγθεί το δέκατο γονίδιο του v_3 για μετάλλαξη, τότε:

$$v_3''=(110000001111111000101).$$

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 επιλεγθεί, με τυχαίο πάντα τρόπο, το πέμπτο γονίδιο ως το γονίδιο της διασταύρωσης:

$$v_2=(0000001110000000100000),$$

$$v_3=(111000000011111000101).$$

Τα δύο νέα χρωμοσώματα παιδιά που προκύπτουν είναι τα εξής:

$$v_2'=(000000000011111000101),$$

$$v_3'=(1110001110000000010000).$$

Οι απόγονοι αυτοί εμφανίζουν την εξής απόδοση:

$$f(v_2')=f(-0.9981130)=0.940865,$$

$$f(v_3')=f(1.666028)=2.459245.$$

Προκύπτει ότι ο δεύτερος απόγονος παρουσιάζει μεγαλύτερη απόδοση και από τους δύο γονείς του.

3.5. Παράμετροι

Για το συγκεκριμένο αυτό πρόβλημα 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 $p_m = 0.01$

3.6. Πειραματικά αποτελέσματα

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα αποτελέσματα που πήραμε από την εφαρμογή του παραπάνω Γ.Α. με τις συγκεκριμένες τιμές για τις παραμέτρους του.

ΑΡΙΘΜΟΣ ΓΕΝΕΩΝ	ΜΕΓΙΣΤΗ ΤΙΜΗ ΑΝΤΙΚ/ΚΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ
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 $\chi_{\max}=1.850773$.

Όπως ήταν αναμενόμενο $\chi_{\max}=1.85+e19$ και το $f(x_{\max})$ είναι ελαφρώς μεγαλύτερο από 2.85.

4. Το Δίλημμα του Κρατούμενου

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστεί ο τρόπος με τον οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένας Γ.Α. για την εκμάθηση μιας στρατηγικής για ένα απλό παιχνίδι, γνωστό ως το *Δίλημμα του Κρατούμενου* (Prisoner's Dilemma).

Δύο κρατούμενοι κρατούνται σε διαφορετικά κελιά, χωρίς να έχουν τη δυνατότητα να επικοινωνήσουν μεταξύ τους. Κάθε κρατούμενος καλείται ξεχωριστά να μαρτυρήσει και να προδώσει τον άλλο. Εάν μόνο ο ένας προδώσει, αυτός ανταμείβεται πλούσια και ο άλλος τιμωρείται. Εάν και οι δύο προδώσουν, παραμένουν και οι δύο στη φυλακή και συνεχίζονται τα βασανιστήρια τους. Εάν κανένας δε προδώσει, απελευθερώνονται και οι δύο, όμως αμείβονται πενιχρά. Έτσι, για κάθε κρατούμενο, η εγωιστική επιλογή της προδοσίας έχει πάντα καλύτερο αποτέλεσμα από τη συνεργασία με τον άλλο ανεξάρτητα από το τι θα πράξει αυτός. Όμως, εάν και οι δύο προδώσουν, θα βρεθούν και οι δύο σε πολύ χειρότερη θέση από αυτή που θα βρίσκονταν εάν 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. 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

Στη συνέχεια, θα γίνει αναφορά στον τρόπο χρησιμοποίησης ενός 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. Αρχικά, η στρατηγική κάθε παίκτη επιλέγεται τυχαία. Στη συνέχεια, όμως, σε κάθε βήμα, οι παίκτες παίζουν και σημειώνονται οι βαθμοί που αντιστοιχούν στον καθένα. Κάποιοι από τους παίκτες αυτούς επιλέγονται για να βρίσκονται και στην επόμενη γενιά και κάποιοι άλλοι για τις διαδικασίες του ζευγαρώματος (μετάλλαξη-διασταύρωση). Όταν δυο παίκτες ζευγαρώνουν, ο

καινούργιος ή οι καινούργιοι 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.

4.1. Αναπαριστώντας μια στρατηγική

Πρώτα απ' όλα, πρέπει να επιλεγεί ο τρόπος αναπαράστασης των στρατηγικών, που στο συγκεκριμένο πρόβλημα αποτελούν τις πιθανές λύσεις του προβλήματος. Για ευκολία, θα θεωρηθεί ότι οι στρατηγικές που χρησιμοποιούνται είναι ντετερμινιστικές και χρησιμοποιούν τα αποτελέσματα των τριών προηγούμενων βημάτων για να αποφασίσουν για το τι πρόκειται να πράξουν στο επόμενο βήμα. Αφού υπάρχουν τέσσερις δυνατότητες δράσης για κάθε βήμα, υπάρχουν $4 \times 4 \times 4 = 64$ πιθανά διαφορετικά σενάρια για την ακολουθία των τριών προηγούμενων βημάτων.

Μια στρατηγική αυτού του τύπου μπορεί να προσδιοριστεί πλήρως καθορίζοντας τι είδους κίνηση πρόκειται να ακολουθήσει μετά από καθένα από τα 64 πιθανά σενάρια της ακολουθίας των τριών προηγούμενων βημάτων. Έτσι, μια στρατηγική μπορεί να αναπαρασταθεί από μια συμβολοσειρά, που θα αποτελείται από 64 δυαδικά ψηφία ή 64 Σ και Π (Σ για Συνεργασία και Π για Προδοσία), που ταυτόχρονα θα

προσδιορίζει την επόμενη κίνηση για κάθε πιθανό σενάριο. 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. **Πρώτον**, προσδιορίζει με σαφήνεια τι θα πράξει κάθε παίκτης σε κάθε πιθανή κατάσταση και έτσι καθορίζει πλήρως κάθε συγκεκριμένη στρατηγική. **Δεύτερον**, μπορεί με ευκολία να χρησιμοποιηθεί για την αναπαράσταση των παικτών και την εφαρμογή της εξελικτικής διαδικασίας του Γ.Α.

4.2. Παρουσίαση του Γενετικού Αλγορίθμου

Ο Γ.Α. του R. Axelrod για ανάπτυξη μιας στρατηγικής για το Δίλημμα του Κρατούμενου δουλεύει σε τέσσερα στάδια ως εξής:

- Επιλογή ενός αρχικού πληθυσμού. Κάθε παίκτης παίρνει μια τυχαία συμβολοσειρά από 70 δυαδικά ψηφία, που αναπαριστά μια ξεχωριστή στρατηγική, όπως αναφέρθηκε παραπάνω.
- Επιλογή κάθε παίκτη για την αποτελεσματικότητά του. Κάθε παίκτης χρησιμοποιεί τη στρατηγική που καθορίζει το χρωμόσωμά του και παίζει με τη σειρά του το παιχνίδι μαζί με τους άλλους παίκτες. Η

απόδοση κάθε παίκτη είναι ο μέσος όρος όλων των πόντων που έχει μαζέψει από όλα τα παιχνίδια που έπαιξε.

- Επιλογή παικτών για επεξεργασία. Ένας παίκτης που έχει απόδοση κοντά στο μέσο όρο δέχεται μία διαδικασία μετατροπής. Ένας παίκτης που η απόδοσή του έχει απόκλιση μεγαλύτερη από τη μέση υφίσταται δύο διαδικασίες μετατροπής. Τέλος, ένας παίκτης που η απόκλιση της απόδοσής του είναι μικρότερη από τη μέση δεν δέχεται καμία διαδικασία μετατροπής.
- Οι επιτυχημένοι παίκτες διασταυρώνονται τυχαία για να παραχθούν δύο απόγονοι από κάθε διασταύρωση. Η στρατηγική κάθε απόγονου καθορίζεται από τις αντίστοιχες στρατηγικές των γονιών του. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση των δύο κλασσικών γενετικών τελεστών (τελεστής μετάλλαξης, τελεστής διασταύρωσης).

Αφού ολοκληρωθούν τα τέσσερα αυτά βήματα προκύπτει ένας καινούργιος πληθυσμός. Ο πληθυσμός αυτός παρουσιάζει συμπεριφορά που μοιάζει περισσότερο 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 του

4.3. Πειραματικά αποτελέσματα

Τρέχοντας το αντίστοιχο πρόγραμμα ο R. Axelrod κατέληξε σε σημαντικά και αξιοσημείωτα αποτελέσματα. Ξεκινώντας από μια

αυστηρά τυχαία αρχική κατάσταση, ο Γ.Α. εξελίσσεται παράγοντας πληθυσμούς, οι οποίοι κατά μέσω όρο έχουν την ίδια επιτυχία με αυτήν που προκύπτει από τον καλύτερο, ως σήμερα, γνωστό ευρετικό αλγόριθμο. Παρ' όλα αυτά, παρατηρούνται κάποιοι 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 και αυτός με τη σειρά του (δηλαδή εμφανίζεται Σ μετά από (ΣΠ) (ΠΣ) (ΣΣ)).
4. Εάν αποκατασταθεί η συνεργασία μετά από μια προδοσία, συνεχίζεται η αμοιβαία συνεργασία (δηλαδή εμφανίζεται Σ μετά από (ΠΣ) (ΣΣ) (ΣΣ)).
5. Μετά από τρεις αμοιβαίες προδοσίες συνεχίζεται η προδοσία (δηλαδή εμφανίζεται Π μετά από (ΠΠ) (ΠΠ) (ΠΠ)).

5. Το πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστεί μια προσέγγιση του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή (Traveling Salesman Problem, TSP) με χρήση Γ.Α. Για λόγους απλότητας θα γίνει αναφορά σε μία μόνο πιθανή προσέγγιση.

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.

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 παρουσιάζεται μία από αυτές τις προσπάθειες προσέγγισης.

Το πρώτο βασικό ερώτημα που πρέπει να απαντηθεί είναι αυτό σχετικά με τον τρόπο αναπαράστασης του χρωμοσώματος που θα αναπαριστά τις πιθανές λύσεις. Μπορεί να είναι είτε ένας πίνακας ακεραίων, είτε μια δυαδική συμβολοσειρά. Στα προηγούμενα παραδείγματα η αναπαράσταση που χρησιμοποιήθηκε ήταν η δυαδική συμβολοσειρά. Αυτό έγινε, διότι με αυτόν τον τρόπο ήταν δυνατή η χρήση δυαδικής μετάλλαξης και δυαδικής διασταύρωσης, δυαδικών τελεστών δηλαδή, που παρήγαγαν καινούργια χρωμοσώματα εντός του επιτρεπτού διαστήματος τιμών. Η αναπαράσταση αυτή, όμως δεν ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις του συγκεκριμένου προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή. Κι αυτό, γιατί σε μια δυαδική αναπαράσταση για ένα TSP ή πόλεων, κάθε πόλη θα έπρεπε να αναπαρασταθεί ως μια δυαδική συμβολοσειρά $[\log_2 n]$ 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. Παρόμοια προβλήματα μπορεί να εμφανιστούν και κατά την εφαρμογή των τελεστών διασταύρωσης. Από όλα αυτά, συμπεραίνει κανείς, ότι εάν γινόταν χρήση των τελεστών μετάλλαξης και διασταύρωσης, όπως αυτοί ορίστηκαν στα προηγούμενα παραδείγματα, θα ήταν απαραίτητη η ύπαρξη ενός διορθωτικού αλγόριθμου. Ένας τέτοιος αλγόριθμος (διορθωτικός κανόνας) θα επιδιόρθωνε κάθε χρωμόσωμα μεταφέροντάς το μέσα στο επιτρεπτό σύνολο τιμών.

Φαίνεται, λοιπόν, από τα παραπάνω, ότι η αναπαράσταση με διάνυσμα ακεραίων αποτελεί καλύτερη επιλογή. Κι αυτό, γιατί μ' αυτό τον τρόπο, αντί να εφαρμόζονται διορθωτικοί κανόνες μετά από την χρήση των γενετικών τελεστών, μπορούν να ενσωματωθούν η γνώση και οι πληροφορίες που έχουμε για το συγκεκριμένο πρόβλημα, από πριν στους τελεστές αυτούς. Έτσι, θα απομακρύνονταν με έξυπνο τρόπο ο κίνδυνος για παραγωγή ατόμων εκτός των ορίων του διαστήματος τιμών. Στη συγκεκριμένη προσέγγιση χρησιμοποιείται αναπαράσταση με ακέραιους αριθμούς. Ένα διάνυσμα v της μορφής $v=(i_1i_2\dots i_n)$ αντιστοιχεί σε μια διαδρομή από την πόλη i_1 στην i_2 , κ.λ.π., από την i_{n-1} στην i_n και πίσω ξανά στην i_1 . Το v αποτελεί μια διάταξη των $\langle 12\dots n \rangle$.

Για τη διαδικασία αρχικοποίησης μπορούμε είτε να χρησιμοποιήσουμε ευρετικές μεθόδους (π.χ. δεχόμαστε μερικά αποτελέσματα από ένα άπληστο (greedy) αλγόριθμο για το TSP, ξεκινώντας κάθε φορά από διαφορετική πόλη), είτε να αρχικοποιήσουμε τον πληθυσμό με τυχαία δείγματα από ανακατατάξεις του $\langle 12\dots n \rangle$.

Η αποτίμηση των χρωμοσωμάτων γίνεται με άμεσο και ευθύ τρόπο: 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 βέλτιστη διάταξη των πόλεων. Είναι σχετικά εύκολο να δημιουργήσουμε μοναδιαίους τελεστές που θα ψάχνουν για καλύτερες διατάξεις συμβολοσειρών. Παρ' όλα αυτά, με τη χρήση μόνο μοναδιαίων τελεστών, είναι εξαιρετικά δύσκολο να βρεθούν σχετικά καλές διατάξεις, πόσο μάλλον να βρεθεί η βέλτιστη. Επιπλέον, 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. Έτσι, αυτό που απαιτείται είναι ένας τελεστής διασταύρωσης που θα εκμεταλλεύεται όσο το δυνατόν καλύτερα τις σημαντικές ομοιότητες μεταξύ των χρωμοσωμάτων. Γι' αυτό το λόγο, χρησιμοποιείται μια παραλλαγή ενός ΟΧ τελεστή, ο οποίος δεδομένων δύο χρωμοσωμάτων γονιών, δημιουργεί ένα χρωμόσωμα απόγονο επιλέγοντας μια ακολουθία πόλεων από τον ένα γονιό και χρωμόσωμα απόγονο επιλέγοντας μια ακολουθία πόλεων από τον ένα γονιό και συμπληρώνοντας τις υπόλοιπες πόλεις από τον άλλο. Για παράδειγμα, εάν οι γονείς είναι οι:

<1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12> και <7 3 11 4 12 5 2 10 9 6 8 >

και η επιλεγμένη ακολουθία είναι η:

(4 5 6 7)

τότε ο απόγονος που δημιουργείται είναι ο:

<1 11 12 4 5 6 7 2 10 9 8 3 >.

Όπως απαιτείται, η δομή του απόγονου εξαρτάται από τη δομή των γονιών του. Οι γονείς μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν με αντεστραμμένους ρόλους για τη δημιουργία και άλλου απόγονου, από το ίδιο ζευγάρι γονιών, διαφορετικού εντελώς από τον πρώτο. Ένας Γ.Α. βασισμένος στον παραπάνω τελεστή διασταύρωσης εκτελεί φυσικά τυχαίο ψάξιμο, αφήνει όμως σημαντικά περιθώρια βελτίωσης. Αυτός ο Γ.Α. για 100 τυχαία δημιουργημένες πόλεις έδωσε, μετά από 20000 γενιές, για ολόκληρη τη διαδρομή μεταξύ των πόλεων 9.4% πάνω από τη βέλτιστη αναμενόμενη τιμή.

Κεφάλαιο 3

Περιγραφή ενός Γενετικού Αλγόριθμου

Σε αυτό το κεφάλαιο θα αναλύσουμε 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:

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

Έστω, λοιπόν, ότι θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε μια συνάρτηση κ μεταβλητών, $f(x_1, \dots, x_k): \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$. Κάθε μεταβλητή x_i παίρνει τιμές από το διάστημα $D_i = [a_i, b_i] \subseteq \mathbb{R}$ και $f(x_1, \dots, x_k) > 0, \forall x_i \in D_i, i=1, \dots, k$. 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 υπό-διαστήματα. Έστω m_i ο μικρότερος ακέραιος για τον οποίο ισχύει ότι $(b_i - a_i) \cdot 10^q \leq 2^{m_i} - 1$. Οπότε, η αναπαράσταση των μεταβλητών σαν δυαδικές συμβολοσειρές μήκους m_i , ικανοποιεί την απαίτηση για ακρίβεια q δεκαδικών ψηφίων. Η ακόλουθη

φόρμουλα μετατρέπει κάθε τέτοια συμβολοσειρά bin_str στον αντίστοιχο πραγματικό αριθμό:

$$x_i = a_i + \text{decimal}(\text{bin_str}) \cdot (b_i - a_i) / (2^{m_i} - 1), \quad (2.1)$$

όπου $\text{decimal}(\text{bin_str})$ 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.

Για την αρχικοποίηση του πληθυσμού, αρκεί η τυχαία επιλογή $\text{pop_size} \cdot m$ δυαδικών ψηφίων. Τα υπόλοιπα βήματα του αλγορίθμου έχουν ως εξής: Σε κάθε γενιά, αξιολογούμε κάθε χρωμόσωμα (χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση f). Στη συνέχεια, επιλέγουμε ένα νέο πληθυσμό με χρήση της πιθανοτικής κατανομής που βασίζεται στις τιμές απόδοσης. Η διαδικασία καταλήγει μετατρέποντας τα χρωμοσώματα με τους τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης. 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).

Για τη διαδικασία επιλογής ενός νέου πληθυσμού, μια ρουλέτα με σχισμές (slotted roulette wheel) χρησιμοποιείται. Η κατασκευή μιας ρουλέτας γίνεται ως εξής:

- Υπολογίζουμε την απόδοση $\text{eval}(v_i)$ για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i=1, \dots, \text{pop_size}$.

- Υπολογίζουμε τη συνολική απόδοση του πληθυσμού $F = \sum_{i=1}^{\text{pop_size}} \text{eval}(v_i)$.
- Υπολογίζουμε την πιθανότητα επιλογής p_i για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i=1, \dots, \text{pop_size}: p_i = \text{eval}(v_i)/F$.
- Τέλος, υπολογίζουμε τη συσσωρευμένη (cumulative) πιθανότητα q_i για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i=1, \dots, \text{pop_size}: q_i = \sum_{j=1}^i P_j$.

Για την επιλογή των χρωμοσωμάτων που θα αποτελέσουν το νέο πληθυσμό εκτελούμε pop_size περιστροφές της ρουλέτας. Πιο συγκεκριμένα, ακολουθούμε τα εξής βήματα:

1. Επιλέγουμε τυχαία έναν αριθμό r μεταξύ 0 και 1.
2. Αν $r < q_1$, τότε επιλέγουμε το πρώτο χρωμόσωμα v_1 , διαφορετικά επιλέγουμε το v_i ($2 \leq i \leq \text{pop_size}$), έτσι ώστε $q_{i-1} < r \leq q_i$.

Προφανώς, είναι δυνατόν κάποια χρωμοσώματα να επιλεγθούν περισσότερες από μία φορές.

Στη συνέχεια, εφαρμόζεται ο τελεστής διασταύρωσης 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 $p_c \cdot \text{pop_size}$), σχηματίζουμε ζευγάρια από χρωμοσώματα και για κάθε ζευγάρι επιλέγεται τυχαία ένας ακέραιος

ρος από το διάστημα $[1, m-1]$, όπου m το μήκος σε δυαδικά ψηφία ενός χρωμοσώματος. Ο αριθμός ρος προσδιορίζει το σημείο διασταύρωσης.

Δυο άτομα

$$(b_1, b_2, \dots, b_{\text{pos}}, b_{\text{pos}-1}, \dots, b_m) \text{ και}$$

$$(c_1, c_2, \dots, c_{\text{pos}}, c_{\text{pos}-1}, \dots, c_m)$$

αντικαθίστανται από το ζευγάρι απογόνων

$$(b_1, b_2, \dots, b_{\text{pos}}, c_{\text{pos}-1}, \dots, c_m) \text{ και}$$

$$(c_1, c_2, \dots, c_{\text{pos}}, b_{\text{pos}-1}, \dots, b_m).$$

Ο επόμενος τελεστής, η μετάλλαξη, αντιμετωπίζει των 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 $p_m \cdot m \cdot \text{pop_size}$. 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.

Ας θεωρήσουμε ένα παράδειγμα. Εξομοιώνουμε τον παραπάνω Γ.Α. για τη βελτιστοποίηση μιας συνάρτησης. Έστω $pop_size=20$, $p_c=0.25$ και $p_m=0.01$. Ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε την ακόλουθη συνάρτηση:

$$f(x_1, x_2) = 21.5 + x_1 \cdot \sin(4 \cdot \pi \cdot x_1) + x_2 \cdot \sin(20 \cdot \pi \cdot x_2),$$

με $-30 \leq x_1 \leq 12.1$ και $4.1 \leq x_2 \leq 5.8$.

Ας υποθέσουμε ακόμη ότι η απαιτούμενη ακρίβεια είναι τεσσάρων δεκαδικών ψηφίων για κάθε μεταβλητή. Το εύρος τιμών της μεταβλητής x_1 έχει μήκος 15.1, άρα το διάστημα $[-3.0, 12.1]$ θα πρέπει να διαχωριστεί σε $15.1 \cdot 10000$ ίσα υπο-διαστήματα. Αυτό σημαίνει ότι 18 δυαδικά ψηφία απαιτούνται για τη δυαδική αναπαράσταση της x_1 (και τα οποία θα αποτελούν το πρώτο τμήμα του χρωμοσώματος), αφού:

$$2^{17} < 151000 \leq 2^{18}.$$

Η ίδια διαδικασία για τη x_2 προσδιορίζει το 15 σαν τον απαιτούμενο αριθμό δυαδικών ψηφίων για την αναπαράσταση των δεκαδικών τιμών της. Επομένως, το συνολικό μήκος του χρωμοσώματος είναι $m=18+15=33$ δυαδικά ψηφία.

Έστω το άτομο:

$$(010001001011010000111110010100010).$$

Τα πρώτα 18 δυαδικά ψηφία (0100010010110100000) αναπαριστούν τον αριθμό (από την εξίσωση 2.1)

$$x_1 = -3.0 + 70352 \cdot 15.1 / 262143 = -3.0 + 4.05242 = 1.05242$$

και τα επόμενα 15 δυαδικά ψηφία (11110010100010) τον αριθμό x_2

=5.75533. Δηλαδή, το άτομο αυτό αντιστοιχεί στο ζεύγος $\langle \chi_1, \chi_2 \rangle$
= $\langle 1.05242, 5.75533 \rangle$.

Η απόδοση για αυτό το χρωμόσωμα είναι f
 $(1.05242, 5.75533)=20.25264$.

Ας υποθέσουμε ότι μετά τη διαδικασία της αρχικοποίησης
προκύπτει ο ακόλουθος πληθυσμός:

$$v_1=(10011010000000111111101001101111110)$$

$$v_2=(111000100100110111001010100011010)$$

$$v_3=(000010000011001000001010111011101)$$

$$v_4=(1000110001011010011110000011100100)$$

$$v_5=(000111011001010011010111111000101)$$

$$v_6=(00010100001001010100101011111101)$$

$$v_7=(00100010000011010111101101111101)$$

$$v_8=(100001100001110100010110101100111)$$

$$v_9=(010000000101100010110000001111100)$$

$$v_{10}=(000001111000110000011010000111011)$$

$$v_{11}=(011001111110110101100001101111000)$$

$$v_{12}=(110100010111101101000101010000000)$$

$$v_{13}=(111011111010001000110000001000110)$$

$$v_{14}=(010010011000001010100111100101001)$$

$$v_{15}=(111011101101000000100011111011110)$$

$$v_{16}=(110011110000011111100001101001011)$$

$$v_{17}=(011010111111001111010001101111101)$$

$$v_{18}=(011101000000001110100111110101101)$$

$$v_{19}=(00010101001111111110000110001100)$$

$$v_{20}=(101110010110011110011000101111110)$$

Για κάθε άτομο στον πληθυσμό επιλέγουμε ένα τυχαίο αριθμό r από 0 έως 1. Εάν $r < 0.25$, επιλέγουμε το τρέχων άτομο για διασταύρωση.

Ας υποθέσουμε ότι η ακολουθία των τυχαίων αριθμών είναι:

0.822951	0.151932	0.625477	0.314685	0.346901
0.911720	0.519760	0.401154	0.606758	0.785402
0.031523	0.869921	0.166525	0.674520	0.758400
0.581893	0.389248	0.200232	0.355635	0.826927

Αυτό σημαίνει ότι τα άτομα v^2 , v^{11} , v^{13} και v^{18} επιλέχθηκαν για διασταύρωση (ο αριθμός των ατόμων είναι ζυγός, οπότε το ταίριασμα τους είναι εύκολο-στην περίπτωση που ο αριθμός του ήταν μονός, θα έπρεπε είτε να επιλέξουμε ένα ακόμα άτομο από τον πληθυσμό, ή να απορρίψουμε κάποιο από αυτά). Στη συνέχεια, ταιριάζουμε με τυχαίο τρόπο άτομα για ζευγάρωμα. Ας υποθέσουμε ότι ζευγαρώνουν τα πρώτα δύο (v_2 και v_{11}) και τα επόμενα δύο (v_{13} και v_{18}).

Έστω ότι για το πρώτο ζευγάρι επιλέχθηκε, σαν σημείο διασταύρωσης, pos=9:

$$v_2=(1000110001011101001111000001110010)$$

$$v_{11}=(111011101101110000100011111011110).$$

Τότε, αυτά θα αντικατασταθούν από τα άτομα-απογόνους:

$$v_2'=(100011000101110000100011111011110)$$

$$v_{11}'=(111011101101101001111000001110010).$$

Έστω ότι για το δεύτερο ζευγάρι επιλέχθηκε, σαν σημείο διασταύρωσης, pos=20:

$$v_{13}=(00010100001001010100101011111011)$$

$$v_{18}=(111011111010001000110000001000110).$$

Τότε, αυτά θα αντικατασταθούν από τα άτομα-απογόνους:

$$v'_{13}=(000101000010010101000000001000110)$$

$$v'_{18}=(11101111101000100011101011111011).$$

Οπότε, η τρέχουσα μορφή του πληθυσμού έχει ως εξής:

$$v_1=(100110100000001111111010011011111)$$

$$v'_2=(100011000101110000100011111011110)$$

$$v_3=(000010000011001000001010111011101)$$

$$v_4=(100011000101101001111000001110010)$$

$$v_5=(00011101100101001101011111000101)$$

$$v_6=(00010100001001010100101011111011)$$

$$v_7=(00100010000011010111011011111011)$$

$$v_8=(100001100001110100010110101100111)$$

$$v_9=(010000000101100010110000001111100)$$

$$v_{10}=(000001111000110000011010000111011)$$

$$v'_{11}=(111011101101101001111000001110010)$$

$$v_{12}=(110100010111101101000101010000000)$$

$$v'_{13}=(000101000010010101000000001000110)$$

$$v_{14}=(010010011000001010100111100101001)$$

$$v_{15}=(111011101101110000100011111011110)$$

$$v_{16}=(110011110000011111100001101001011)$$

$$v_{17}=(011010111111001111010001101111101)$$

$$v'_{18}=(11101111101000100011101011111011)$$

$$v_{19}=(00010101001111111110000110001100)$$

$$v_{20}=(101110010110011110011000101111110)$$

Για τον επόμενο τελεστή, την μετάλλαξη, είναι $pm=0.01$, άρα αναμένουμε ότι το 1% περίπου όλων των δυαδικών ψηφίων του πληθυσμού θα αντιστραφούν. Ο πληθυσμός μας αποτελείται από $m \times \text{pop_size} = 33 \times 20 = 660$ δυαδικά ψηφία, άρα αναμένουμε περίπου 6.6

μεταλλάξεις ανά γενιά. Για κάθε δυαδικά ψηφία, πρέπει να παράγουμε ένα τυχαίο αριθμό r από το διάστημα $[0,1]$. Εάν $r < 0.01$, αντιστρέφουμε το δυαδικό ψηφίο.

Έτσι, πρέπει να παράγουμε 660 τυχαίους αριθμούς. Στον ακόλουθο πίνακα, φαίνονται για μία τέτοια εκτέλεση οι θέσεις στον πληθυσμό των δυαδικών ψηφίων που επιλέχθησαν για μετάλλαξη, ο αριθμός του ατόμου που αντιστοιχούν, καθώς και η θέση τους στα αντίστοιχα άτομα.

112 4 13

349 11 19

418 13 22

429 13 33

602 19 8

Δηλαδή, τέσσερα άτομα του πληθυσμού θα υποστούν μετάλλαξη. Ακολουθεί ο τελικός πληθυσμός για την τρέχουσα γενιά.

$v_1=(10011010000000111111010011011111)$

$v'_2=(100011000101110000100011111011110)$

$v_3=(000010000011001000001010111011101)$

$v''_4=(011001111110010101100001101111000)$

$v_5=(000111011001010011010111111000101)$

$v_6=(000101000010010101001010111111011)$

$v_7=(001000100000110101111011011111011)$

$$v_8=(100001100001110100010110101100111)$$

$$v_9=(010000000101100010110000001111100)$$

$$v_{10}=(000001111000110000011010000111011)$$

$$v''_{11}=(111011101101101001011000001110010)$$

$$v_{12}=(110100010111101101000101010000000)$$

$$v''_{13}=(000101000010010101000100001000111)$$

$$v_{14}=(010010011000001010100111100101001)$$

$$v_{15}=(111011101101110000100011111011110)$$

$$v_{16}=(110011110000011111100001101001011)$$

$$v_{17}=(01101011111001111010001101111101)$$

$$v'_{18}=(11101111101000100011101011111011)$$

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

$$v_{20}=(101110010110011110011000101111110)$$

Είναι ενδιαφέρον να δούμε τις αποδόσεις των ατόμων στο νέο πληθυσμό. Αυτό φαίνεται παρακάτω.

$$\text{enal}(v_1)=f(3.130078,4.996097)=23.410669$$

$$\text{enal}(v_2)=f(5.279042,5.054515)=18.201083$$

$$\text{enal}(v_3)=f(-0.991471,5.680258)=16.020812$$

$$\text{enal}(v_4)=f(3.128235,4.996097)=23.412613$$

$$\text{enal}(v_5)=f(-1.746635,5.395584)=20.095903$$

$$\text{enal}(v_6)=f(5.278638,5.593460)=17.406725$$

$$\text{enal}(v_7)=f(11.089025,5.054515)=30.060205$$

$$\text{enal}(v_8)=f(-1.255173,4.734458)=25.341160$$

$$\text{enal}(v_9)=f(3.130078,4.996097)=23.410669$$

$$\text{enal}(v_{10})=f(-2.516603,4.390381)=19.526329$$

$$\text{enal}(v_{11})=f(11.088621,4.743434)=33.351874$$

$$\text{enal}(v_{12})=f(0.795406,5.381472)=16.127799$$

$$\text{enal}(v_{13})=f(-1.811725,4.209937)=22.692462$$

$$\text{enal}(v_{14})=f(4.910618,4.703018)=17.959701$$

$$\text{enal}(v_{15})=f(7.935998,4.757338)=13.666916$$

$$\text{enal}(v_{16})=f(6.084492,5.652242)=26.019600$$

$$\text{enal}(v_{17})=f(-2.554851,4.793707)=21.278435$$

$$\text{enal}(v_{18})=f(11.134646,5.666976)=27.591064$$

$$\text{enal}(v_{19})=f(11.059532,5.054515)=27.608441$$

$$\text{enal}(v_{20})=f(9.211598,4.993762)=23.867227$$

Παρατηρείται ότι η συνολική απόδοση του νέου πληθυσμού F είναι 447.049688, πολύ μεγαλύτερη από τη συνολική απόδοση του προηγούμενου πληθυσμού που ήταν 387.776822. Επίσης, το χρωμόσωμα με την καλύτερη απόδοση σταγ καινούργιο πληθυσμό, το v_{11} , έχει

μεγαλύτερη απόδοση από το χρωμόσωμα με την καλύτερη απόδοση του προηγούμενου πληθυσμού, το v_{15} , 33.351874 έναντι 30.060205.

Τα παραπάνω βήματα του αλγόριθμου επαναλαμβάνονται κυκλικά, μέχρις ότου το κριτήριο τερματισμού ικανοποιηθεί. Συνήθως, το κριτήριο τερματισμού ενός Γ.Α. είναι είτε ένας συγκεκριμένος αριθμός γενιών, είτε ένα συγκεκριμένο ποσοστό βελτίωσης του καλύτερου ατόμου ή συνολικού πληθυσμού σε σχέση με κάποιον αριθμό προηγούμενων γενιών.

Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται και αναλύονται διάφορες παραλλαγές για όλα τα συστατικά στοιχεία ενός Γ.Α., καθώς και το σύνολο των παραμέτρων που μπορεί να υποστηρίξει ένας Γ.Α.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Ανάλυση των Γενετικών Αλγορίθμων

Η θεωρητική θεμελίωση των Γ.Α. βασίζεται στην αναπαράσταση των λύσεων σαν δυαδικές συμβολοσειρές, καθώς και στην έννοια του σχήματος (schema) - ένα καλούπη (template) που επιτρέπει τον προσδιορισμό της ομοιότητας μεταξύ των χρωμοσωμάτων. Ένα σχήμα κατασκευάζεται εισάγοντας ένα αδιάφορο σύμβολο (don't care symbol) στο αλφάβητο Σ των γονιδίων ($\Sigma = \{0,1\}$). ένα σχήμα αναπαριστά όλες τις συμβολοσειρές (ένα υπέρ - επίπεδο ή άλλο υποσύνολο του χώρου αναζήτησης), οι οποίες ταιριάζουν σε όλες τις θέσεις εκτός από αυτές με το αδιάφορο σύμβολο*.

Για παράδειγμα, ας 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 στο σχήμα (1001110001) αναπαριστά μια 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 ο (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 (speciality) ενός σχήματος, δηλαδή το ποσό 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, 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 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,

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

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:

$t \leftarrow t + 1$

επέλεξε νέο (προσωρινό) πληθυσμό $P(t)$ από τον $P(t-1)$

ανασυνδύασε τον $P(t)$

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 συνδυασμός. 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, 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:

$$v_1=(10011010000000111111010011011111)$$

$$v_2=(111000100100110111001010100011010)$$

$$v_3=(000010000011001000001010111011101)$$

$$v_4=(100011000101101001111000001110010)$$

$$v_5=(000111011001010011010111111000101)$$

$$v_6=(000101000010010101001010111111011)$$

$$v_7=(001000100000110101111011011111011)$$

$$v_8=(100001100001110100010110101100111)$$

$$v_9=(010000000101100010110000001111100)$$

$$v_{10}=(000001111000110000011010000111011)$$

$$v_{11}=(011001111110110101100001101111000)$$

$$v_{12}=(110100010111101101000101010000000)$$

$$v_{13}=(111011111010001000110000001000110)$$

$$v_{14}=(010010011000001010100111100101001)$$

$$v_{15}=(111011101101110000100011111011110)$$

$$v_{16}=(110011110000011111100001101001011)$$

$$v_{17}=(011010111111001111010001101111101)$$

$$v_{18}=(011101000000001110100111110101101)$$

$$v_{19}=(000101010011111111110000110001100)$$

$$v_{20}=(101110010110011110011000101111110)$$

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 $enal(S,t)$. Ορίζεται ως η μέση απόδοση όλων των συμβολοσειρών του πληθυσμού τη στιγμή t που ταιριάζουν με το σχήμα S . Έστω ότι υπάρχουν p συμβολοσειρές $\{v_{i1}, \dots, v_{ip}\}$ στον πληθυσμό που ταιριάζουν τη στιγμή t με το σχήμα S . Τότε,

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

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 $p_i=enal(v_i)/F(t)$, 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 $enal(S,t)/F(t)$, (2) ο αριθμός των συμβολοσειρών που ταιριάζει 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

$$\xi(S,t+1) = \xi(S,t) \cdot pop_size \cdot enal(S,t)/F(t) \quad (4.1)$$

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

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

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 $enal(S,t) = \overline{F}(t) + \varepsilon \cdot \overline{F}(t)$), τότε:

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

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

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:

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

Την ίδια στιγμή, η μέση απόδοση του πληθυσμού είναι:

$$\overline{F}(t) = \left(\sum_{i=1}^{\infty} \text{enal}(v_i) \right) / \text{pop_size} = 387.776822 / 20 = 19.388841$$

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

$$\text{enal}(S_0, t) / \overline{F}(t) = 1.396751.$$

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 $3 \cdot 1.396751 = 4.19$ συμβολοσειρές (πιθανότητα 4 ή 5), τη στιγμή $t+2$: $3 \cdot 1.396751^2 = 5.85$ (πιθανότητα 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 ανπαριστά τρεις συμβολοσειρές. Στο προηγούμενο κεφάλαιο, η εξομοίωση της εξελικτικής διαδικασίας με τον ίδιο πληθυσμό οδήγησε στον ακόλουθο πληθυσμό:

$$v'_1=(011001111110110101100001101111000) \quad (v_{11})$$

$$v'_2=(100011000101101001111000001110010) \quad (v_4)$$

$$v'_3=(00100010000011010111011011111011) \quad (v_7)$$

$$v'_4=(011001111110110101100001101111000) \quad (v_{11})$$

$$v'_5=(000101010011111111110000110001100) \quad (v_{19})$$

$$v'_6=(100011000101101001111000001110010) \quad (v_4)$$

$$v'_7=(111011101101110000100011111011110) \quad (v_{15})$$

$$v'_8=(000111011001010011010111111000101) \quad (v_5)$$

$$v'_9=(011001111110110101100001101111000) \quad (v_{11})$$

$$v'_{10}=(000010000011001000001010111011101) \quad (v_3)$$

$$v'_{11}=(111011101101110000100011111011110) \quad (v_{15})$$

$$v'_{12}=(010000000101100010110000001111100) \quad (v_9)$$

$$v'_{13}=(00010100001001010100101011111011) \quad (v_6)$$

$$v'_{14}=(100001100001110100010110101100111) \quad (v_8)$$

$$v'_{15}=(111001100110000101000100010100001) \quad (v_{20})$$

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

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

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

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

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

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

Παρόλ αυτά, η διαδικασία της επιλογής από μόνη της, δεν εισάγει νέα σημεία (πιθανές λύσεις) στον πληθυσμό από τον χώρο αναζήτησης. Απλά, αντιγράφει κάποιες συμβολοσειρές για το σχηματισμό ενός προσωρινού πληθυσμού. Το δεύτερο βήμα του κύκλου εξέλιξης, ο ανασυνδιασμός, είναι υπεύθυνο για την εισαγωγή νέων ατόμων στον πληθυσμό. Αυτό γίνεται με τη χρήση γενετικών τελεστών, διασταύρωση και 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:

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

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

Ας υποθέσουμε ότι η συμβολοσειρά αυτή επιλέχθηκε για διασταύρωση (όπως συνέβη στο Κεφάλαιο 2). Ας υποθέσουμε, επίσης, ότι το σημείο διασταύρωσης που είναι $\rho_{os} = 20$. Είναι σαφές ότι το σχήμα S_0 επιβιώνει από αυτή τη διασταύρωση, δηλαδή ένας από τους απογόνους ταιριάζει στο S_1 . Αυτό το σημείο διασταύρωσης διατηρεί την ακολουθία 111 στην πέμπτη, έκτη και έβδομη θέση σε ένα από παιδιά, π.χ. το ζευγάρι

$$v'_{18} = (1110111110100010001100000001000110),$$

$$v'_{13} = (000101000010010101000000001000110),$$

θα έδινε:

$$v''_{18} = (1110111110100010001100000001000110),$$

$$v''_{13} = (000101000010010101000000001000110).$$

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 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:

$$P_a(S) = \delta(S)/m-1$$

και συνεπώς η πιθανότητα επιβίωσης του είναι:

$$P_s(S) = 1 - \delta(S)/m-1$$

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

$$P_d(S_0) = 2/32, P_s(S_0) = 30/32, P_d(S_1) = 32/30, P_s(S_1) = 0,$$

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:

$$P_s(S) = 1 - P_c \cdot \delta(S)/m-1$$

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

$$P_s(S_0) = 1 - 0.25 \cdot 2/32 = 63/64 = 0.984375.$$

Θα πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι ακόμη και αν το σημείο διασταύρωσης επιλεγθεί 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 επιβιώνει. Επομένως, η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος είναι:

$$P_s(S) \geq 1 - P_c \cdot \delta(S)/m-1$$

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

$$\xi(S, t+1) \geq \xi(S, t) \cdot \text{eval}(S, t) / \overline{F}(t) [1 - P_c \cdot \delta(S)/m-1]$$

Η παραπάνω σχέση προσδιορίζει τον αναμενόμενο αριθμό των συμβολοσειρών που θα 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 παράδειγμα το σχήμα :

$$\text{eval}(S_0, t) / \overline{F}(t) \cdot [1 - P_c \cdot \delta(S_0)/m-1] = 1.396751 \cdot 0.984375 = 1.374927.$$

Δηλαδή, το άνω του μέσου 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 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 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 2, η v'_{19} μεταλλάχθηκε στην ένατη θέση και προέκυψε η:

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

η οποία ταιριάζει με το σχήμα S_0 . Εάν είχε επιλεγθεί 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:

$$P_s(S) = (1 - P_m)^{0(S)}$$

Επειδή, όμως, $P_m \ll 1$, η πιθανότητα αυτή προσεγγίζεται από την:

$$P_s(S) \cong 1 - 0(S) \cdot P_m.$$

Αναφερόμενοι και πάλι στο παράδειγμα μας με το σχήμα S_0 και θεωρώντας έχουμε:

$$P_s(S_0) \cong 1 - 3 \cdot 0.01 = 0.97.$$

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

$$\xi(S, t + 1) \geq \xi(S, t) \cdot \overline{\text{eval}(S, t) / \overline{F(t)}} [1 - P_c \cdot \delta(S)/m - 1 - 0(S) \cdot P_m]$$

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 :

$$\overline{\text{eval}(S_0, t) / \overline{F(t)}} \cdot [1 - P_c \cdot \delta(S_0)/m - 1 - 0(S) \cdot P_m] = 1.396751 \cdot 0.954375 = 1.333024.$$

Δηλαδή, το σχήμα S_0 (το οποίο, όπως έχουμε πει, είναι πάνω από το 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 (3.3) μπορεί να διατυπωθεί από το ακόλουθο συμπέρασμα (γνωστό ως **Συμπέρασμα Σχημάτων**):

Συμπέρασμα Σχημάτων (Schema sfjslk). Άνω του μέσου όρου απόδοσης σχήματα με μικρό ορισμένο μήκος και μικρή τάξη λαμβάνουν

εκθετικά αυξανόμενες συμβολοσειρές σε διαδοχικές γενιές ενός Γενετικού Αλγόριθμου.

Η παραπάνω θεωρία 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 τους μειονέκτημα. 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.

ΜΕΡΟΣ ΔΕΥΤΕΡΟ

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Κεφάλαιο 5

Γνωστές Εφαρμογές των Γενετικών

Αλγόριθμων

Στα πρώτα τους βήματα, οι Γ.Α. αποτέλεσαν αντικείμενο μελέτης και ανάπτυξης σε πανεπιστήμια και ερευνητικά κέντρα. Τα τελευταία χρόνια, όμως, οι μεγάλες ανάγκες για δημιουργία αποδοτικών εφαρμογών στο χώρο της βελτιστοποίησης, σε συνδυασμό με την πολλά υποσχόμενη τεχνολογία των Γ.Α. ώθησαν στη χρήση του Γενετικού Προγραμματισμού (Genetic Programming) σε πολλές εφαρμογές ενός ευρύτερου φάσματος πεδίων με εντυπωσιακά αποτελέσματα. Σήμερα υπάρχουν και λειτουργούν με επιτυχία πολλά συστήματα βασισμένα σε Γ.Α. σε τομείς όπως επεξεργασία εικόνας (Image Processing), Computer Aided Design (CAD) Οικονομία, Τηλεπικοινωνίες, Τεχνολογία Λογισμικού (Software Engineering), Χρονοπρογραμματισμός (Scheduling), Γραφικά Υπολογιστών (Computer Graphics) και πολλούς άλλους.

Το κεφάλαιο αυτό ασχολείται με την παρουσίαση μιας ποικιλίας εφαρμογών Γ.Α. που έχουν υλοποιηθεί και χρησιμοποιούνται με επιτυχία για διάφορους σκοπούς. Στόχος εδώ είναι να δοθεί μια εικόνα για τις τεράστιες δυνατότητες που παρουσιάζουν οι Γ.Α., για την αξιοπιστία των λύσεων που δίνουν σε διάφορα προβλήματα, την ευελιξία και την συνεργασιμότητα με άλλες μεθόδους και να ξαναγίνει μια συγκριτική μελέτη - κατά το μέτρο του δυνατού - των αποτελεσμάτων τους με τα αντίστοιχα των παραδοσιακών μεθόδων. Τα πεδία εφαρμογών που

παρουσιάζονται είναι αντιπροσωπευτικά και σε καμιά περίπτωση δεν εξαντλούνται πλήρως.

1. Εφαρμοσμένη Μηχανική και Μηχανολογικός Σχεδιασμός

Η βελτιστοποίηση του Μηχανικού και Μηχανολογικού Σχεδιασμού (Engineering and Desing) είναι σήμερα ένας χώρος με ραγδαία εξέλιξη και τεράστιες ανάγκες για επαρκή υποστήριξη από υπολογιστικές μηχανές. Το κύριο πρόβλημα που, ως επί το πλείστον, παρουσιάζεται σε αυτό το πεδίο είναι η εύρεση των βέλτιστων τιμών για μια σειρά παραμέτρων, ικανοποιώντας ταυτόχρονα ένα σύνολο περιορισμών. Η εργασία αυτή είναι συνήθως δύσκολη και χρονοβόρα και απαιτεί μεγάλη υπολογιστική ισχύ και σημαντικούς πόρους. Τα συστήματα που έχουν αναπτυχθεί για την εξυπηρέτηση αυτών των αναγκών είναι αξιόλογα, αλλά επειδή συχνά οι χώροι αναζήτησης είναι τεράστιοι, η προσπάθεια βελτίωσης των τεχνικών είναι διαρκής.

Οι Γ.Α. ισχυρό και ευέλικτο εργαλείο βελτιστοποίησης, έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία στο χώρο αυτό, βελτιώνοντας αξιοσημείωτα τις επιδόσεις. Αξίζει να σημειωθεί ότι σε ένα χώρο, όπως ο Μηχανικός και Μηχανολογικός Σχεδιασμός, 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. Είναι αρκετά συνηθισμένο το φαινόμενο, μέσα στα πλαίσια του έντονου ανταγωνισμού, να δαπανώνται τεράστια ποσά για ανάπτυξη συστημάτων που επιτυγχάνουν μικρά ποσοστά βελτίωσης.

Το φάσμα των εφαρμογών που αναπτύσσονται σε αυτό το πεδίο είναι αρκετά μεγάλο, όπως για παράδειγμα ο σχεδιασμός κινητήρων αεροπλάνων, η κατασκευή γεφυρών, ο σχεδιασμός αγωγών αερίων, κ.λ.π.. Πολύ συνηθισμένη πρακτική είναι η χρησιμοποίηση υβριδικών σχημάτων, που συνήθως έχουν καλύτερες επιδόσεις σε μεγάλη εξειδίκευση προβλήματα. Ακολουθεί 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 έναν Γ.Α. για την κατασκευή υποστηρίγματος πτέρυγας αεροπλάνου. Το υποστήριγμα αποτελείται από 10 τμήματα και στόχος είναι ο σχεδιασμός τους, κατά τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται το βάρος τους, ικανοποιώντας ταυτόχρονα κάποιους περιορισμούς μέγιστης και ελαχίστης 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 (penalty method). Η κωδικοποίηση ήταν δυαδική με 4 δυαδικά ψηφία για κάθε μια από τις 10 μεταβλητές του προβλήματος, ενώ εξαιτίας των πολλών μεταβλητών, έγινε συνένωση (concatenation) τους σε μια συμβολοσειρά. Επίσης, έγινε χρήση της τεχνικής της αντιστοίχισης (mapping) των μεταβλητών σε κάποιο διάστημα, που εξυπηρετούσε τις ανάγκες του προβλήματος.

Συγκρινόμενος με άλλες μεθόδους, ο Γ.Α. δίνει αποτελέσματα περίπου της ίδιας ακρίβειας στον ίδιο χρόνο. Ωστόσο, η παρουσίαση αυτού του παραδείγματος έγινε για να φανεί ότι κατά πρώτο λόγο οι Γ.Α. έχουν το λιγότερο ισάξιες επιδόσεις με άλλες τεχνικές και κατά δεύτερο να φανεί το εύρος των εφαρμογών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ακόμη και με τη βασική τους μορφή, δηλαδή να φανεί η ευρωστία τους.

Μεγάλο ενδιαφέρον στον ίδιο χώρο, παρουσιάζει και η πρωτότυπη δουλειά των Powel, Skolnik και Tong, οι οποίοι κατόρθωσαν να δημιουργήσουν ένα πολύ αποδοτικό και εύρωστο υβριδικό σύστημα βελτιστοποίησης. Σε αυτό συνδυάζονται ετερογενείς τεχνικές με διαφορετικές και, μερικές φορές, συμπληρωματικές δυνατότητες: Έμπειρο Σύστημα, Αριθμητική Βελτιστοποίηση και Γ.Α.. Η επιτυχία του συστήματος βασίζεται στην επιτυχημένη συνύπαρξη αυτών των τεχνικών, η οποία έχει ως αποτέλεσμα την εκμετάλλευση όλων των πλεονεκτημάτων της κάθε μιας και ταυτόχρονα την εξάλειψη των μειονεκτημάτων τους. Το κλειδί στην όλη υπόθεση είναι ότι η αντιμετώπιση του κάθε προβλήματος δεν γίνεται με τον ίδιο τρόπο, αλλά, αναλόγως με την φύση και τις ιδιαιτερότητές του, γίνεται επιλεκτική χρησιμοποίηση των επιμέρους τεχνικών σε ποσοστά που μπορούν να ποικίλουν ακόμη και κατά το χρόνο εκτέλεσης. Η τεχνική αυτή ονομάσθηκε από τους εμπνευστές της Αλληλοσύνδεση (Inter - digitation).

Η εφαρμογή της τεχνικής αυτής σε διάφορα προβλήματα έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα. Ο ισχυρισμός των κατασκευαστών για μεγάλη ευρωστία επιβεβαιώθηκε όταν ο αλγόριθμος υποβλήθηκε σε ένα εξαντλητικό test που περιελάμβανε έξι δύσκολα προβλήματα βελτιστοποίησης διαφόρων πεδίων. Καμιά μέθοδος βελτιστοποίησης δεν

είχε καλές επιδόσεις σε παραπάνω από δύο από αυτά προβλήματα. Η τεχνική της Αλληλοσύνδεσης απέδειξε τη μεγάλη του ισχύ σημειώνοντας πολύ καλές επιδόσεις σε όλα τα test.

Σε εφαρμογές μηχανικού σχεδιασμού, για τις οποίες άλλωστε δημιουργήθηκε, πέτυχε επίσης αξιόλογες επιδόσεις. Η General Electric το χρησιμοποίησε για τη κατασκευή τουρμπίνας αεροπλάνου και η απόδοση που επιτεύχθηκε ήταν καλύτερη από κάθε άλλη τεχνική βελτιστοποίησης.

Η General Electric, εταιρία με πολύ ευρύ πεδίο δραστηριοτήτων στον κατασκευαστικό τομέα (από πυρηνικά εργοστάσια μέχρι ηλεκτρικούς λαμπτήρες) έχει αναπτύξει ένα γενικού σκοπού εργαλείου αυτοματισμού που περιλαμβάνει Γ.Α. και έχει το όνομα Engineous. Το εργαλείο αυτό είναι σχεδιασμένο, ώστε να συνεργάζεται και με άλλο λογισμικό, όπως προσομοιωμένες μηχανές και μοντέλα CAD. Αυτό που επιτυγχάνει το Engineous, είναι να αυτοματοποιεί τη χειρωνακτική διαδικασία του επαναληπτικού σχεδιασμού. Αποτελείται από ένα υβριδικό σύνολο εργαλείων, σύνολο εργαλείων, ένα από τα οποία είναι Γ.Α. Αρχικά, επιλέγει κάποιες τιμές για τις παραμέτρους του μοντέλου που θα σχεδιαστεί και, έπειτα, μέσα από τη διαδικασία τρεξίματος, δίνει τη δυνατότητα στο μηχανικό να αξιολογεί πως λειτουργεί μια νέα σύνθεση στις συνθήκες του προβλήματος. Μέσα από διαδοχικές γενεές νέων σχεδιασμών, το Engineous επιτρέπει την προοδευτική εξέλιξη μέχρι να ικανοποιηθούν οι απαιτήσεις του σχεδιασμού, χρησιμοποιώντας τη διαδικασία “δοκιμή και σφάλμα” (trial and error). Με την βοήθεια του Γ.Α. μπορούν να δοκιμαστούν μέχρι και 100 παράμετροι τη φορά, ενώ με την αντίστοιχη χειρωνακτική διαδικασία μόλις 10.

2. Συνδυασμός Γενετικών Αλγόριθμων και Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Ν. Δ.) είναι μοντέλα παράλληλης επεξεργασίας που η οργάνωσή τους προσπαθεί να μιμηθεί το δίκτυο των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η ανάπτυξη τους σήμερα είναι αρκετά δυναμική και οι εφαρμογές που στηρίζονται σε αυτά πάρα πολλές. Χρησιμοποιούνται σε χώρους, όπως Ιατρικά, Οικονομία, Μηχανολογία, Επεξεργασία Ήχου, Επεξεργασία Εικόνας, Αναγνώριση Προτύπων, Βελτιστοποίηση, κ.λ.π. Με την εφαρμογή των Γ.Α. ένα πλήθος ερευνητών προσπάθησε να συνδυάσει τις δύο τεχνολογίες, ώστε να ξεπεραστούν τα προβλήματα της μιας από την άλλη, με αποτέλεσμα σήμερα να υπάρχουν πολλές αξιόλογες υβριδικές εφαρμογές. Η χρήση των Γ.Α. μέσα στον χώρο των Ν.Δ. μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, οι κυριότεροι από τους οποίους είναι η σχεδίαση (μέσω Γ.Α.) βέλτιστων Ν.Δ. για συγκεκριμένα προβλήματα και η εκπαίδευσή τους. Ακολουθεί η παρουσίαση μερικών εφαρμογών που παρουσιάζουν ενδιαφέρον.

Στην κλασική τους μορφή, τα Ν.Δ. περιέχουν πολλά στρώματα αθροιστικών μονάδων (νευρώνες), όπου κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με κάποιο βάρος και όλες μαζί αθροίζονται για να περαστεί ένα

αποτέλεσμα στο επόμενο στρώμα. Αν οι αθροιστικές μονάδες είναι αρκετές, τότε το δίκτυο προσεγγίζει τη λύση ενός προβλήματος με περισσότερη ακρίβεια. Ωστόσο, συχνά παρουσιάζονται συναρτήσεις τόσο περίπλοκες που για να αναπαραχθούν από το Ν.Δ με ικανοποιητική ακρίβεια απαιτείται υπερβολικά μεγάλος αριθμός μονάδων. Λύση σε αυτό πρόβλημα έδωσε μερικώς, η χρήση της Σίγμα - Πι μονάδος (Sigma - Pi unit) στην οποία ένα βάρος εφαρμόζεται όχι μόνο σε κάθε είσοδο, αλλά και σε δεύτερης, και ίσως και σε υψηλότερης τάξης, δυνάμεις της εισόδου. Η μέθοδος αυτή αποδείχτηκε πιο ισχυρή, χωρίς όμως να μπορεί και αυτή να αντιμετωπίσει μεγάλης πολυπλοκότητας προβλήματα με πολλές εισόδους, διότι ο αριθμός των βαρών αυξάνεται εντυπωσιακά.

Μια παραλλαγή της Σίγμα - Πι μονάδες είναι η μονάδα γινομένου (). Με αυτήν υπολογίζεται το γινόμενο όλων των εισόδων, υψωμένης της κάθε μιας σε μια δύναμη.

Ο όρος $p(i)$ χρησιμοποιείται με τον ίδιο τρόπο που χρησιμοποιούνται τα βάρη στις αθροιστικές μονάδες. Οι μονάδες γινομένου είναι πιο γενικές από τις Σίγμα - Πι, διότι οι Σίγμα - Πι περιορίζονται στη χρήση μόνο πολυωνιμικών όρων, ενώ οι μονάδες γινομένου μπορούν να χρησιμοποιήσουν κλασματικούς και αρνητικούς όρους και επιπλέον, μπορούν να σχηματίσουν εκφράσεις απλών γινομένων περιορίζοντας τα βάρη σε ακέραιες τιμές. Παρ' όλα αυτά, δεν χρησιμοποιούνται μόνες τους σε ένα Ν.Δ., γιατί η πράξη της ύψωσης σε δύναμη είναι αρκετά χρονοβόρα. Συνήθως προτιμάται ένας συνδυασμός αθροιστικών μονάδων γινομένου. Τέτοιου είδους δίκτυα ονομάζονται Νευρωτικά Δίκτυα Γινομένου () ή απλά Δίκτυα Γινομένου (Δ.Γ.)

Ο συνήθης τρόπος εκπαίδευσης των Γ.Α. είναι ο αλγόριθμος πίσω - διάδοσης (back - propagation) . Ο αλγόριθμος αυτός εργάζεται καλά , όταν ο χώρος των λύσεων είναι ομαλός. Δυστυχώς, όμως, ο χώρος αυτός για Δ.Γ. αρκετά συχνά είναι πολύ περίπλοκος, με πολλά τοπικά ακρότατα που μπορούν να παγιδεύσουν το δίκτυο , με αποτέλεσμα να μην συγκλίνει ποτέ. Αυτό συμβαίνει γιατί πολύ μικρές αλλαγές της τιμής του εκθέτη προκαλούν μεγάλες αλλαγές στο συνολικό λάθος.

Στο σημείο αυτό , λύση έρχονται να δώσουν οι Γ.Α. η απόδοση των οποίων δεν εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον χώρο αναζήτησης . Η ιδέα , που επινοήθηκε από τους Janson και Frenzel , είναι να εκπαιδευτεί το δίκτυο με ένα Γ.Α., ώστε να γίνουν επιλύσιμα τα προβλήματα μεγάλης πολυπλοκότητας. Η μορφή του Γ.Α. που χρησιμοποιήθηκε γι' αυτό το σκοπό είναι η εξής:

Επιλέχτηκε η δυαδική κωδικοποίηση, έχοντας ως

προϋπόθεση ότι ο σχεδιαστής γνωρίζει την αρχιτεκτονική του Δ.Γ. που πρόκειται να εκπαιδευτεί. Κάθε συμβολοσειρά καθορίστηκε να περιλαμβάνει ένα ορισμένο αριθμό δυαδικών ψηφίων για κάθε βάρος. Στα πειράματα που έλαβαν χώρα , οι τιμές του μεγέθους του πληθυσμού ήταν από 30 έως 100, ενώ για την αναπαράσταση του κάθε βάρους μέσα σε κάθε συμβολοσειρά αφιερώθηκαν 32 δυαδικά ψηφία. Το δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε περιελάμβανε συνολικά 37 βάρη, άρα το μήκος της κάθε συμβολοσειράς ήταν 1184 δυαδικά ψηφία .

Η λειτουργία της αποκωδικοποίησης γίνεται ως εξής: Για κάθε συμβολοσειρά υπολογίζεται το Άθροισμα του Τετραγωνικού Λάθους (ΑΤΛ) και η απόδοση της τίθεται ίση με :

1/ 1+ ΑΤΛ

Αυτό σημαίνει ότι υψηλή απόδοση για κάποια συμβολοσειρά αντιστοιχεί σε καλύτερη λειτουργία του δικτύου και σε ένα τέλειο δίκτυο αντιστοιχεί απόδοση ίση με 1.

Ακολουθεί η φάση της αναπαραγωγής. Εδώ χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός διαβάθμισης με βάση την σειρά, προκειμένου να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση: ταξινομούνται τα άτομα με βάση τις ικανότητές τους και τα 20 καλύτερα δίνουν δύο απογόνους, τα 20 χειρότερα δεν δίνουν κανένα απόγονο και τα υπόλοιπα δίνουν έναν απόγονο στην επόμενη γενιά.

Στη διασταύρωση ακολουθείται η τεχνική του διπλού σημείου. Τέλος, η μετάλλαξη συμβαίνει με πιθανότητα μία ανά κάθε 1000 δυαδικά ψηφία γενετικού υλικού.

Το υβριδικό αυτό σχήμα χρησιμοποιήθηκε από τους δημιουργούς του στον ιδιαίτερα απαιτητικό και δύσκολο χώρο του CAD και πιο συγκεκριμένα στο σχεδιασμό CMOS κυκλωμάτων. Στην αρχική της μορφή, η εφαρμογή περιελάμβανε μόνο χρήση του Δ.Γ. για την βελτιστοποίηση των διαστάσεων ενός transistor για ένα CMOS διακόπτη, έχοντας ως εισόδους θερμοκρασία, τάση τροφοδοσίας και ελάχιστη αγωγιμότητα. Η εκπαίδευση, όμως, του δικτύου από τον αλγόριθμο της πίσω-διάδοσης ήταν πολύ δύσκολη. Έτσι, χρησιμοποιήθηκε ο Γ.Α. που περιγράφηκε πιο πάνω. Τα αποτελέσματα, σε σύγκριση με την πίσω-διάδοση ήταν εντυπωσιακά. Μέσα από πολλές δοκιμές, φάνηκε ότι ο Γ.Α. είχε 5 έως 20 φορές καλύτερα αποτελέσματα.

Μια άλλη σκέψη των ίδιων ερευνητών είναι ο συνδυασμός των δύο μεθόδων (πίσω διάδοση και Γ.Α.) για την εκπαίδευση του Δ.Γ. Κατ' αυτόν τον τρόπο, θα μπορούσε να αυξηθεί ακόμη περισσότερο η απόδοση, αν σε πρώτη φάση χρησιμοποιηθεί ο Γ.Α. για τον εντοπισμό της περιοχής της βέλτιστης λύσης και σε δεύτερη φάση η πίσω-διάδοση για τον ακριβέστερο εντοπισμό της λύσης αυτής μέσα στην περιοχή της. Το υβριδικό αυτό σχήμα κάνει επιλεκτική χρήση των πλεονεκτημάτων των δύο μεθόδων. Αρχικά, με τον Γ.Α. αποφεύγεται η παγίδευση σε κάποιο τοπικό ακρότατο και έπειτα χρησιμοποιείται η πίσω-διάδοση που συγκλίνει πιο γρήγορα σε ομαλούς χώρους. Το συμπέρασμα αυτής της σκέψης είναι ότι ο συνδυασμός αυτός θα είναι ικανός να επιλύει προβλήματα μεγαλύτερης πολυπλοκότητας.

Πρωτότυπη και πολύ ενδιαφέρουσα στο χώρο των Ν.Δ. είναι η εφαρμογή που δημιούργησαν οι Harp και Seanad. Σε αυτήν χρησιμοποιείται ένας Γ.Α. για τον σχεδιασμό της αρχιτεκτονικής ενός Ν.Δ. Η εργασία αυτή είναι ιδιαίτερα δύσκολη, γιατί πρέπει να καθοριστούν η δομή και οι παράμετροι των κανόνων μάθησης μέσα από ένα ευρύτατο σύνολο επιλογών. Μέχρι σήμερα, το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται με ευρετικούς αλγόριθμους, που όμως δεν εξυπηρετούν απόλυτα τους στόχους της βελτιστοποίησης, αφενός επειδή ο χώρος αναζήτησης είναι τεράστιος και, αφετέρου γιατί η έννοια της καλής αρχιτεκτονικής είναι άμεσα εξαρτώμενη από την εφαρμογή για την οποία θα χρησιμοποιηθεί το Ν.Δ. Έτσι, είναι συνηθισμένο το φαινόμενο να γίνεται συνεχής επανασχεδίαση και αναπροσαρμογή του δικτύου μέχρι να επιτευχθεί ένα επαρκές επίπεδο λειτουργίας. Οι περισσότερες, μάλιστα, σχεδιάσεις περιορίζονται, σε απλές δομές και συντηρητικές τιμές των παραμέτρων των κανόνων μάθησης, αποκλείοντας κατ' αυτό

τον τρόπο ένα μεγάλο μέρος του χώρου αναζήτησης, λόγω αδυναμίας συστηματικής και αποδοτικής εξερεύνησης του.

Πιο συγκεκριμένα, οι Harp και Sianad δημιούργησαν ένα πειραματικό σύστημα, με το όνομα NeuroGENESIS, στο οποίο γίνεται χρήση Γ.Α. για τον σχεδιασμό της δομής και τον καθορισμό των παραμέτρων των κανόνων μάθησης ενός Ν.Δ. Το κύριο βάρος δίνεται σε σχέσεις ανάμεσα σε σύνολα μονάδων και σύνολα συνδέσεων και όχι σε κάθε μια σύνδεση ξεχωριστά. Στόχος των κατασκευαστών ήταν η δημιουργία ενός ισχυρού εργαλείου, στο οποίο ο σχεδιαστής θα δίνει την περιγραφή του προβλήματος (ή της κλάσης των προβλημάτων) που επιθυμεί το Ν.Δ. να λύνει και να παίρνει ως έξοδο από το σύστημα το βέλτιστο σχεδιασμό που αυτό προτείνει. Αξίζει να σημειωθεί ότι η όλη διαδικασία της βελτιστοποίησης δεν επηρεάζει τον αλγόριθμο μάθησης του δικτύου, που είναι η πίσω-διάδοση. Το NeuroGENESIS ασχολείται μόνο με την εύρεση των βέλτιστων τιμών για παραμέτρους, όπως ο αριθμός των επεξεργαστικών μονάδων, οι συνδέσεις μεταξύ τους, κ.λ.π

Ο Γ.Α. παράγει ένα πληθυσμό από άτομα που αποτελούν κωδικοποιημένες περιγραφές Ν.Δ. Αυτές αποκωδικοποιούνται, μεταφράζονται δηλαδή, στο αντίστοιχο τους δίκτυο, το δίκτυο εκπαιδεύεται με πίσω-διάδοση, εκτιμάται η απόδοσή του και έπειτα αναλαμβάνει πάλι τον έλεγχο ο Γ.Α. για να παράγει μια καινούργια καλύτερη γενιά, κατά τα γνωστά.

Ενδιαφέρον σε αυτό το σημείο παρουσιάζει η προσαρμογή των λειτουργιών του Γ.Α. στις ανάγκες του προβλήματος, διότι είναι φανερό ότι υπάρχουν σημαντικές ιδιαιτερότητες που δημιουργούν, απορίες, π.χ. για το πως μπορεί να γίνει μια καλή αναπαράσταση της δομής και των

παραμέτρων ενός Ν.Δ. πως μπορεί να αξιολογηθεί η απόδοσή του, ποια θα είναι η μορφή των γενετικών λειτουργιών, κ.λ.π. Τα θέματα αυτά εξετάζονται παρακάτω.

Η αναπαράσταση (κωδικοποίηση) είναι ένα από τα πιο δύσκολα και σημαντικά προβλήματα. Το είδος τελικά που θα επιλεγθεί πρέπει να έχει την δυνατότητα να φέρει πολλών ειδών πληροφορίες, όπως ο αριθμός των στρωμάτων, ο αριθμός των μονάδων σε κάθε στρώμα, ο βαθμός διασύνδεσης μεταξύ των στρωμάτων, ο ρυθμός εκμάθησης (learning rate), ο παράγοντας λάθους που χρησιμοποιείται από τον κανόνα μάθησης και, ανα θα υπάρχουν συνδέσεις ανάδρασης (feedback connections). Επιπλέον, η αναπαράσταση θα πρέπει να αναδεικνύει τα δίκτυα που έχουν ενδιαφέρον για το πρόβλημα που προορίζονται και να ενθαρρύνει τον αποκλεισμό όσων μειονεκτούν. Τέλος, θα πρέπει να παρέχει την δυνατότητα στο Γ.Α. να εξερευνήσει μεγάλες περιοχές του χώρου αναζήτησης για να έχει καλύτερο αποτέλεσμα η βελτιστοποίηση. Όλοι αυτοί οι παράγοντες οδήγησαν τους δύο ερευνητές σε ένα πρωτότυπο, συμπαγές και δυναμικό σχήμα αναπαράστασης, που κατόρθωσε να ικανοποιήσει της απαιτήσεις και να φανεί ιδιαίτερα ευέλικτο. Σύμφωνα, λοιπόν, με αυτό, ένα Ν.Δ. περιγράφεται από ένα χρωμόσωμα (που μάλιστα του έδωσαν και την ειδική ονομασία blueprint-προσχέδιο), το οποίο φέρει γονίδια που αποφασίζουν για την σύνδεση της δομής και της τιμές των παραμέτρων των κανόνων μάθησης.

Το κάθε σύμβολο-σειρά, όπως φαίνεται, περιλαμβάνει ένα ή περισσότερα τμήματα, που το καθένα αντιστοιχεί μια περιοχή του δικτύου (δηλαδή ένα σύνολο μονάδων) μαζί με τις συνδέσεις τους (μόνο συνδέσεις που ξεκινούν από τις μονάδες και όχι που καταλήγουν). Κάθε τμήμα περιλαμβάνει δύο υποτμήματα:

1. Τον Καθορισμό Παραμέτρων της Περιοχής (ΚΠΠ)

2. Το Πεδίο Καθορισμού Συνδέσεων (ΠΚΣ)

[Σχήμα 4.8 Κωδικοποιημένη μορφή Ν.Δ. σε χρωμόσωμα]

Στο πρώτο περιλαμβάνονται πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά της περιοχής όπως αριθμός μονάδων, οργάνωση, παράμετροι μάθησης κ.λ.π. Το δεύτερο περιλαμβάνει πληροφορίες για τις συνδέσεις από μια περιοχή σε μια άλλη, όπως διεύθυνση της στοχευόμενης περιοχής, βαθμός διασύνδεσης κ.λ.π. Καθώς ο αριθμός των στρωμάτων σε ένα δίκτυο δεν είναι καθορισμένος, κάθε σύμβολο σειρά είναι δυνατόν να έχει περισσότερο από ένα ΠΚΣ, κάτι που οδηγεί σε συμβολοσειρές μεταβλητού μεγέθους. Το φαινόμενο αυτό δεν είναι αρκετά συνηθισμένο αλλά εξυπηρετεί άριστα τις ανάγκες του προβλήματός και φανερώνει την μεγάλη ευελιξία των Γ.Α. Κυρίως όμως, δίνει την δυνατότητα στο Γ.Α. να εξερευνήσει πολύ μεγαλύτερες περιοχές του χώρου αναζήτησης.

Για να γίνουν σαφή τα όρια των διαφόρων τμημάτων και υποτμημάτων γίνεται χρήση διαχωριστών (Markers) που δείχνουν που αρχίζει και που τελειώνει το καθένα. Έτσι διευκολύνει η συντακτική ανάλυση της συμβολοσειράς από το πρόγραμμα που θα το διαβάσει για να το μεταφράσει σε δίκτυο. Μετά την επιλογή της αναπαράστασης ακολουθεί ο καθορισμός των άλλων στοιχείων του Γ.Α. Το μέγεθος του πληθυσμού κυμαίνεται από 30 έως 100 άτομα. Στην φάση της αναπαραγωγής υιοθετείται η τεχνική του ελιτισμού, δηλαδή το καλύτερο άτομο πάντα αφήνει απογόνους.

Η διασταύρωση είναι προσαρμοσμένη στις ιδιαιτερότητες της αναπαράστασης. Η ανταλλαγή υλικού γίνεται με μορφή ανταλλαγής

ομόλογων τμημάτων των χρωμοσωμάτων. Επειδή το μήκος των χρωμοσωμάτων δεν είναι σταθερό χρησιμοποιείται μια τροποποιημένη έκδοση της διασταύρωσης διπλού σημείου, που μπορεί να ξεχωρίζει τα ομόλογα τμήματα έχοντας ως σημεία αναφοράς τους διαχωριστές. Οι κύριοι λόγοι που οδήγησαν σε αυτήν την επιλογή είναι δύο:

1. Διατηρείται η κλειστότητα της λειτουργίας της διασταύρωσης, δεν προκύπτουν δηλαδή ποτέ συμβολοσειρές που δεν έχουν νόημα .
2. Εξυπηρετείται ο στόχος της μέγιστης δυνατής εξερεύνησης του χώρου αναζήτησης.

Η μετάλλαξη δεν παρουσιάζει κάτι το καινούργιο και συμβαίνει με πιθανότητα 0,01 ή λιγότερο. Παρόλο που αποκλείστηκε η εμφάνιση μη αποδεκτών συμβολοσειρών, υπάρχει πιθανότητα να προκύψουν άλλα που θεωρητικά είναι αποδεκτά, αλλά στην πράξη δεν είναι λειτουργικά. Σε αυτήν την κατηγορία ανήκουν δίκτυα που δεν έχουν καθόλου συνδέσεις, ή έχουν συνδέσεις που δεν καταλήγουν πουθενά ή δίκτυα που περιλαμβάνουν ανάβραση (που δεν είναι ανεκτή από τον αλγόριθμο της πίσω-διάδοσης). Δύο στρατηγικές ακολουθούνται για την αποφυγή αυτών των συμβολοσειρών:

1. Μέσα από την διαδικασία της αναπαραγωγής εξαλείφονται τα άτομα που έχουν εγγενείς ανωμαλίες, δηλαδή χαρακτηριστικά που τα κάνουν να εμπίπτουν στην παραπάνω κατηγορία.

2. Άτομα με μικρά ελαττώματα υφίστανται ένας είδος «εξαγνισμού», δηλαδή τα ελαττώματά τους δεν εκφράζονται μέσα στο τεχνητό περιβάλλον.

**Τ.Ε.Ι. ΠΑΤΡΑΣ
ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΗ**

Τέλος, το θέμα που έμεινε ασχολίαστο είναι ο τρόπος υπολογισμού της ικανότητας. Σε αυτόν τον υπολογισμό πρέπει να λαμβάνονται υπόψη χαρακτηριστικά όπως η ταχύτητα μάθησης η ακρίβεια και οι παράγοντες κόστους (π.χ. μέγεθος, πολυπλοκότητας κ.λ.π) οι ερευνητές κατέληξαν στον εξής τύπο για την ικανότητα $F(i)$ ενός ατόμου i : Δηλαδή, η ικανότητα εκφράζεται ως γραμμικός συνδυασμός κάποιων παραγόντων απόδοσης p_i που προαιρετικά έχουν μετασχηματιστεί από μια συνάρτηση ψ . Ο χρήστης του Euro Genesis μπορεί να προσαρμόσει τους συντελεστές a_i για να εκφράσει την επιθυμητή περιγραφή του δικτύου. Τα αποτελέσματα της εφαρμογής του Neuro Genesis ήταν εντυπωσιακά. Χρησιμοποιήθηκε για σχεδιασμό δικτύων που προορίζονταν για προβλήματα τυπικά του χώρου των Ν.Δ. την αναγνώριση ενός ψηφίου και το πρόβλημα του exclusive-OR. Στην πρώτη περίπτωση αρχικά το αποτέλεσμα προκάλεσε έκπληξη. Το βελτιστοποιημένο δίκτυο δεν είχε καθόλου κρυμμένες μονάδες και η μάθηση γίνονταν τέλεια. Όταν ζητήθηκε από το σύστημα να σχεδιάσει δίκτυο με μεγαλύτερο fan out και καλύτερη ακρίβεια, το δίκτυο που πρότεινε μάθαινε τέλεια και είχε μέσο fan out τριών συνδέσεων ανά μονάδα. Όταν το μόνο κριτήριο βελτιστοποίησης ήταν η ταχύτητα μάθησης, το παραχθέν δίκτυο μάθαινε ασυγκρίτως γρηγορότερα, αλλά με λίγο μεγαλύτερο μέσο fan out.

Στην περίπτωση του exclusive-OR (XOR) το Neuro Genesis πρότεινε πολλά δίκτυα που μαθαίνουν γρήγορα και είχαν συνδέσεις από τις μονάδες εισόδου στις μονάδες εξόδου (εκτός, βέβαια, από τις ενδιάμεσες). Τα περισσότερα από αυτά ήταν αρκετά μεγάλα, αλλά κάνοντας ένα συμβιβασμό ανάμεσα σε ταχύτητα μάθησης, μέγεθος και ακρίβεια το σύστημα σχεδίασε ένα δίκτυο σχετικά μικρού μεγέθους. Στο δίκτυο αυτό η ακρίβεια είναι 0.75, ενώ το βάρος των συνδέσεων 0.25.

Αυτή η σχεδίαση είναι πολλή κοντά στην βέλτιστη, σύμφωνα με τους Harp και Sainad.

3. Χρονοπρογραμματισμός (SCHEDULING)

Ο Χρονοπρογραμματισμός (Scheduling) μπορεί να οριστεί ως το πρόβλημα εύρεσης μιας βέλτιστης σειράς για την εκτέλεση ενός πεπειραμένου συνόλου λειτουργιών, χωρίς να παραβιάζεται ένα συγκεκριμένο σύνολο κανόνων. Είναι από τα πιο συνηθισμένα προβλήματα που συναντώνται στο χώρο της βελτιστοποίησης αλλά και από τα πιο δύσκολα, αφού ανήκει στην κατηγορία των NP-complet προβλημάτων. Στην πιο συχνή τους μορφή αυτού του είδους τα προβλήματα έχουν ως στόχο την μεγιστοποίηση της χρήσης ανθρώπων ή πόρων και την ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση του χρόνου που απαιτείται για την ολοκλήρωση μιας διεργασίας. Προκύπτουν συγκρούσεις από το γεγονός ότι ένα άτομο ή κάποιος πόρος δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περισσότερες από μια εργασίες ταυτόχρονα, ενώ υπάρχουν και περιορισμοί όπως τήρηση προτεραιοτήτων, μη διαθεσιμότητα πόρων για κάποιο χρονικό διάστημα, κ.λ.π. Η πιο συνηθισμένη πρακτική για την επίλυση προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού είναι ένας συνδυασμός κάποιας τεχνικής βελτιστοποίησης, με ευρετική μέθοδο. Ακολουθούν μερικές εφαρμογές στις οποίες γίνεται χρήση Γ.Α. με αξιόλογα αποτελέσματα.

Ένα πολύπλοκο και με πολλές παραμέτρους πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού παρουσιάστηκε στο εργαστήριο του σταθμού

Ελέγχου Ολοκλήρωσης Συστημάτων (System Integration Test Station) του Αμερικάνικου Ναυτικού, στην Καλιφόρνια. Το εργαστήριο διαθέτει μια ποικιλία εξοπλισμού και εγκαταστάσεων για την εκπαίδευση των υποψηφίων αεροπόρων, όπως σκελετούς αεροπλάνων F-14, cockpits, radar, πολεμικά συστήματα ελέγχου κ.λ.π. που είναι προσαρμοσμένα όλα σε ένα περιβάλλον προσομοίωσης. Ακόμη, ένα πλήθος άλλων βοηθητικών συσκευών είναι διαθέσιμο, όπως υπολογιστές, ραδιόφωνα, καταγραφείς κ.λ.π. Το ανθρώπινο δυναμικό που κάνει χρήση αυτού του υλικού είναι οι εκπαιδευόμενοι και το τεχνικό προσωπικό.

Αρχικά το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού του εργαστηρίου αντιμετωπιζονταν με εμπειρικές μεθόδους (δηλ. Με το χέρι, κάτι που απαιτούσε ικανότητα και καλή γνώση των συνθηκών. Οι δυσκολίες όμως ήταν μεγάλες, εξαιτίας μιας σειράς περιορισμών, όπως:

1. Περιορισμοί πόρων, π.χ. περισσότεροι από ένας χρήστες μπορούν να είναι ταυτόχρονα διαθέσιμοι σε όλους.
2. Χρονικοί περιορισμοί, π.χ. όλες οι εργασίες πρέπει να ολοκληρώνονται μέχρι τις 5 μ.μ.
3. Προτεραιότητες, π.χ. υπάρχουν εργασίες που είναι απολύτως επιτακτικές σε κάποια χρονική στιγμή, ενώ μερικές δεν μπορούν να εκτελεστούν αν δεν έχουν ολοκληρωθεί κάποιες άλλες.

Ο Gilber Syswerda, κατασκεύασε ένα σύστημα χρονοπρογραμματισμού (Scheduling system) κατάλληλο για την επίλυση προβλημάτων όπως του εργαστηρίου που περιγράφηκε παραπάνω. Σε αυτό γίνεται συνδυασμός Γ.Α. με ευρετικές μεθόδους. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού στόχος είναι η εύρεση της

κατάλληλης σειράς για την εκτέλεση ενός συνόλου εργασιών. Από τις πιθανές σειρές κάποιες είναι ακατάλληλες γιατί παραβιάζουν περιορισμούς.

Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα των ακατάλληλων σειρών χρησιμοποιείται ένας ντετερμινιστικός κατασκευαστής χρονοπρογράμματος (deterministic schebule builder), ο οποίος παίρνει ως είσοδο μια ακολουθία εργασιών και παράγει ως έξοδο ένα έγκυρο πρόγραμμα για αυτές. Η διαδικασία αυτή γίνεται με μέθοδο FCFS (First Come First Served). Δηλ. Τοποθετείται η πρώτη εργασία της ακολουθίας στο πρόγραμμα με κάποια ευρετική μέθοδο, έπειτα τοποθετείται η δεύτερη, χωρίς να επηρεάζει τη θέση της πρώτης κ.ο.κ. (Όλες οι τοποθετήσεις γίνονται με τήρηση των περιορισμών). Οι λεπτομέρειες σχεδιασμού και υλοποίησης αυτού του κατασκευαστή δεν ενδιαφέρουν άμεσα.

Έχοντας λοιπόν ένα εργαλείο που παράγει νόμιμα προγράμματα για συγκεκριμένες σειρές, αυτό που απομένει είναι να βρεθεί μια σειρά που παράγει καλό πρόγραμμα. Αυτή ακριβώς η ανάγκη καλύπτεται με χρήση των Γ.Α. όπως περιγράφεται παρακάτω.

Όσον αφορά την κωδικοποίηση έγινε μια απλή και προφανής επιλογή. Η κάθε συμβολοσειρά αναπαριστά μια σειρά εργασιών, δηλαδή ένα είδος τακτικής κωδικοποίησης, όπου όμως η σειρά αυτή κα' αυτή δεν αντιστοιχεί σε ένα συγκεκριμένο πρόγραμμα. Αντίθετα, η συμβολοσειρά εισάγεται στον schebule builder και από εκεί παράγεται ένα πρόγραμμα όπως περιγράφηκε παραπάνω.

Η λειτουργία του schebule builder είναι εντελώς ανεξάρτητα από τον Γ.Α. Οι λεπτομέρειες, οι περιορισμοί και οι ιδιαιτερότητες του κάθε

προβλήματος γίνονται απολύτως αντιληπτές από schedule builder και ο στόχος του είναι να παράγει νόμιμα προγράμματα.

Ο υπολογισμός των ικανοτήτων είναι ένα κρίσιμο θέμα για τη λειτουργία του συστήματος. Η συνάρτηση ικανότητας πρέπει να επιλεγθεί προσεκτικά ώστε να αναδεικνύει τα καλά στοιχεία της κάθε συμβολοσειράς. Αυτό δεν είναι πάντα εύκολο, γιατί συχνά εμφανίζονται συγκρουόμενοι παράγοντες που εμποδίζουν την υιοθέτηση ενός καλού τρόπου αποκωδικοποίησης. Τελικά, για το συγκεκριμένο πρόβλημα αποφασίστηκε η ικανότητα να είναι συνάρτηση των προτεραιοτήτων των εργασιών. Για κάθε συμβολοσειρά κατασκευάζεται από τον schedule builder ένα πρόγραμμα και η ικανότητα που αντιστοιχεί στη συμβολοσειρά τίθεται ίση με το άθροισμα των προτεραιοτήτων όλων των εργασιών, αν κάποια εργασία δεν έχει τοποθετηθεί στο πρόγραμμα αφαιρείται η προτεραιότητα της από το άθροισμα. Με αυτό τον τρόπο υπολογισμού, αν καμιά εργασία δεν έχει τοποθετηθεί στο πρόγραμμα η ικανότητα του αντίστοιχου string είναι μηδέν, ενώ στο άλλο άκρο ένα τέλειο πρόγραμμα περιλαμβάνει όλες τις εργασίες και αντιστοιχεί (πριμοδοτικά) σε ικανότητα ίση με το διπλάσιο του συνολικού αθροίσματος των προτεραιοτήτων.

Ακολουθεί η προσαρμογή των γενετικών λειτουργιών, που είναι ίσως, και το πιο ενδιαφέρον μέρος του σχεδιασμού του Γ.Α. Εδώ οι πειραματισμοί και οι εμπνεύσεις μπορούν και σχεδόν πάντα ποικίλουν. Από την κωδικοποίηση που επιλέχθηκε είναι εμφανές ότι όσο πιο κοντά στην αρχή της δυαδικής συμβολοσειράς είναι μια εργασία τόσο πιο πιθανό είναι να τοποθετηθεί στο πρόγραμμα. Επίσης, σημαντικό ρόλο παίζει και η σειρά των εργασιών, αφού μια εργασία μπορεί να είναι κοντά στην αρχή αλλά να προηγείται κάποια άλλη που χρειάζεται τους ίδιους,

μη πολλαπλώς διαθέσιμους πόρους και έτσι να αποκλειστεί. Έχοντας αυτά υπ' όψη, δοκιμάστηκαν διάφορες ιδέες και παραλλαγές για τις διαδικασίες διασταύρωσης και μετάλλαξης.

Όσον αφορά τη διασταύρωση εξετάστηκαν οι εξής τρεις παραλλαγές:

- Τακτική Διασταύρωση (Order-based crossover)
- Διασταύρωση Θέσης (Position-based crossover)
- Διασταύρωση Ακμών (Edge Recombination crossover).

Στην Διασταύρωση Θέσης επιλέγονται μερικές θέσεις με τυχαίο τρόπο και γίνεται σε αυτές αμοιβαία αλλαγή του γενετικού υλικού των δύο ατόμων.

Η Διασταύρωση Ακμών αποτελεί μια επινόηση του Whitley, ειδικά σχεδιασμένη για προβλήματα χρονοπρογραμματισμού και παρουσιάζεται πιο αναλυτικά στην επόμενη εφαρμογή.

Την καλύτερη επίδοση εμφανίζει η διασταύρωση θέσης, η οποία και τελικά επιλέγεται για την υλοποίηση. (Η διασταύρωση ακμών γενικά έχει καλές επιδόσεις, αλλά το συγκεκριμένο πρόβλημα μάλλον δεν ευνοεί την καλή λειτουργία του).

Ανάλογος είναι ο πειραματισμός και για την μετάλλαξη. Εξετάστηκαν τρία είδη μετάλλαξης.

- Μετάλλαξη θέσης (Position-based mutation). Επιλέγοντας τυχαία δύο εργασίες και η δεύτερη τοποθετείται πριν από την πρώτη.

- Μετάλλαξη σειράς (Order-based mutation). Επιλέγονται τυχαία; δύο εργασίες και ανταλλάσσουν μεταξύ τους θέσεις και
- Μετάλλαξη αναδιάταξης (Scramble mutation). Επιλέγεται τυχαία μια υπολίστα εργασιών και αναδιατάσσετε η σειρά τους μέσα σε αυτή.

Η μετάλλαξη σειράς έχει την καλύτερη λειτουργία από τις τρεις γι' αυτό και τελικά χρησιμοποιείται στην υλοποίηση.

Η επιλογή των μορφών της διασταύρωσης και της μετάλλαξης δεν σταματά εδώ. Η πράξη έχει δείξει ότι οι δύο αυτές λειτουργίες είναι δυνατόν να έχουν καλύτερα αποτελέσματα αν το ποσοστό χρήσης τους αλλάζει κατά το χρόνο εκτέλεσης. Πιο συγκεκριμένα, είναι ωφέλιμο ο επιχιασμός να συμβαίνει με μεγαλύτερη συχνότητα στα αρχικά στάδια της εκτέλεσης και αργότερα να περιορίζεται αφήνοντας συχνότερη δράση στη μετάλλαξη. Σε αντίθετη περίπτωση ο Γ.Α. οδηγείται σε πρόωρη σύγκλιση ή σε επιδόσεις τυχαίου ψαξίματος.

Υλοποιώντας όλες τις παραπάνω σχεδιαστικές επιλογές προέκυψε ένα σύστημα με αρκετά αξιόλογες επιδόσεις. Η διαδικασία της βελτιστοποίησης προοδεύει με καλύτερο ρυθμό όταν αλλάζουν δυναμικά τα ποσοστά της διασταύρωσης και της μετάλλαξης σε σύγκριση με το κλασικό αλγόριθμο των σταθερών ποσοστών, ενώ το τυχαίο ψάξιμο είναι με διαφορά χειρότερο.

Στη κατηγορία των scheduling problems ανήκει και ένα πολύ γνωστό πρόβλημα, το Travelling Salesman Problem (TSP που είναι NP-hard και έχει απασχολήσει αρκετά τους επιστήμονες για την εύρεση βέλτιστης λύσης. Οι Whitley, Sterkweather και Shaner παρουσίασαν ένα εργαλείο Γενετικού Προγραμματισμού με το όνομα GENITER, που

ειδικεύεται στην επίλυση scheduling προβλημάτων. Με αυτό πέτυχαν μια πολύ καλή επίδοση στην εύρεση λύσης για το TSP, χρησιμοποιώντας ένα νέο είδος διασταύρωσης, τη διασταύρωση ακμών (edge recombination). Ο τρόπος λειτουργίας αυτού του είδους διασταύρωσης παρουσιάζεται παρακάτω.

Επιλέγοντας την τακτική κωδικοποίηση, η πληροφορία κάθε συμβολοσειράς εστιάζεται στις συνδέσεις των κόμβων. Π.χ για τη συμβολοσειρά ABCDEF μας δίνεται η πληροφορία ότι γίνεται χρήση των ακμών-διαδρομών ab , bc , cd , de , ef και fa (έχοντας ως προϋπόθεση ότι το ταξίδι τελειώνει στην πόλη αφετηρίας). Η σειρά των πόλεων που συνδέει μια ακμή δεν παίζει ρόλο γιατί, για παράδειγμα, το ίδιο κοστίζει η διαδρομή ab με την ba . Έτσι, ένας ιδανικός επιχιασμός θα πρέπει να συνδυάζει τις πληροφορίες σύνδεσης των ακμών των δύο γονέων και να τις κληροδοτεί στους απογόνους.

Ο επιχιασμός ακμών εξυπηρετεί ακριβώς αυτή την ιδέα. Προσπαθεί να εκμεταλλευτεί τις πληροφορίες των συνδέσεων κατασκευάζοντας ένα χάρτη ακμών (edge map) και να περάσει όσο το δυνατό περισσότερες από αυτές στους απογόνους. Ο χάρτης ακμών αποθηκεύει όλες τις συνδέσεις από τους δύο γονείς και έτσι κάθε πόλη θα μετέχει σε δύο έως τέσσερις συνδέσεις (δύο από κάθε γονέα).

Η επίλυση του TSP επιχειρήθηκε με δύο διαφορετικές εκδόσεις του GENITER, μια σειριακή και μια κατανεμημένη, στην οποία επιτρέπεται μετανάστευση (migration) μεταξύ υποπληθυσμών. Ο κατανεμημένος αλγόριθμος χρησιμοποιεί 10 υποπληθυσμούς, καθένας

από τους οποίους εκτελεί το κλασσικό γενετικό ψάξιμο , αλλά αντίγραφα των καλύτερων ατόμων περνιούνται σε γειτονικούς πληθυσμούς σε τακτά χρονικά διαστήματα .

Ο πειραματισμός έγινε με δύο διαφορετικά στιγμιότυπα του TSP με

30 και 105 πόλεις. Για το πρόβλημα των 30 πόλεων η γνωστή βέλτιστη λύση είναι 420. Χρησιμοποιώντας τον σειριακό GENITOR με πληθυσμό 2,000 ατόμων και εκτελώντας 70,000 διασταυρώσεις ακμών βρέθηκε η βέλτιστη λύση σε 28 και 30 διαφορετικές εκτελέσεις. Στις άλλες δύο βρέθηκε η τιμή 421 , που είναι πολύ κοντά στην βέλτιστη . Αυτή η πολύ καλή απόδοση εξέπληξε τους ερευνητές , οι οποίοι πειραματιζόμενοι αρχικά με πληθυσμούς 100 και 200 ατόμων δεν είχαν ικανοποιητικά αποτελέσματα .

Στο κατανεμημένο GENITOR χρησιμοποιήθηκαν 10 υποπληθυσμοί των 200 ατόμων και εκτελέστηκαν 7,000 διασταυρώσεις σε καθένα . Ανταλλαγές μεταξύ των υποπληθυσμών συνέβαιναν ανά 1,000 διασταυρώσεις. Σε σύνολο 30 εκτελέσεων το σώστο αποτέλεσμα βρέθηκε και στις 30.

Συγκρίνοντας τους χρόνους των δύο εκδόσεων δε ξεχωρίζει κάποιος. Το onéthead του κατανεμημένου αντισταθμίζεται από το αυξημένο κόστος της ταξινόμησης του μεγάλου πληθυσμού στον σειριακό.

Για το στιγμιότυπο των 105 πόλεων είναι διαθέσιμα τα αποτελέσματα μόνο για τον κατανεμημένο αλγόριθμο. Χρησιμοποιήθηκαν 10 υποπληθυσμοί των 1,000 ατόμων και σημειώθηκαν 200,000 διασταυρώσεις. Ανταλλαγές ατόμων γίνονται σε κάθε 10,000 διασταυρώσεις. Η βέλτιστη γνωστή λύση (14,383) βρέθηκε σε 15 από 30 εκτελέσεις που πραγματοποιήθηκαν. Στις υπόλοιπες 15 η λύση που βρέθηκε είχε απόκλιση λιγότερο από 1% της βέλτιστης.

4. ΕΛΕΓΧΟΣ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ (CONTROL AND ROBOTICS)

Η ρομποτική είναι από τους τομείς που παρουσιάζουν προβλήματα βελτιστοποίησης με ιδιαίτερες απαιτήσεις. Ειδικότερα τα προβλήματα καθορισμού της κίνησης ενός ρομπότ (robot trajectory generation) είναι αρκετά πολύπλοκα γιατί ανήκουν στην κατηγορία των διεργασιών όπου η σειρά εφαρμογής των κανόνων rules είναι καθοριστική για την απόδοση (order- dependent processes), ενώ το πλήθος των κανόνων είναι δυνατόν να ποικίλει. Οι παραδοσιακές μέθοδοι βελτιστοποίησης χρησιμοποιήθηκαν κατά κόρον για την παραγωγή ρομποτικής κίνησης, αλλά λόγω του τεράστιου και γεμάτου τοπικά ακρότατα χώρου αναζήτησης δεν κατόρθωσαν να ικανοποιήσουν πλήρως με τις επιδόσεις τους. Συνήθως έχουν καλά αποτελέσματα σε περιπτώσεις όπου το μοντέλο, πάνω στο οποίο γίνεται η επεξεργασία, περιγράφεται, με μεγάλη ακρίβεια ή όταν ο χώρος αναζήτησης δεν είναι πολύ μεγάλος.

Σ' ένα τέτοιο περιβάλλον όπου οι αλληλεξαρτήσεις των παραμέτρων δεν είναι γνωστές με ακρίβεια και ο αριθμός των βαθμών ελευθερίας του συστήματος είναι αρκετά μεγάλος είναι φανερό ότι μια αυτοπροσαρμοσμένη στρατηγική αναζήτησης, όπως ο Γ.Α. έχει αρκετές πιθανότητες επιτυχίας. Τα πλεονεκτήματα που προσφέρουν οι Γ.Α. καλύπτουν ικανοποιητικά τις ανάγκες των προβλημάτων αυτής της κατηγορίας καθώς δεν απαιτείται ένα σαφές μοντέλο περιγραφής της συμπεριφοράς του προβλήματος, ενώ η ενδογενής παράλληλη επεξεργασία του Γ.Α. αποδεικνύεται κάτι παραπάνω από χρήσιμη σε ένα περιβάλλον μεγάλης πολυπλοκότητας.

Ο Yuval Davidor, ασχολούμενος διεξοδικά με προβλήματα ρομποτικής κίνησης διατύπωσε μία ιδέα χρησιμοποίησης των Γ.Α. για την βελτιστοποίηση του σχεδιασμού της τροχιάς που πρέπει να ακολουθήσει ένας ρομποτικός βραχίονας για την μετακίνηση του από ένα σημείο σε κάποιο άλλο. Η πρόταση του παρουσιάζει μερικά πρωτοποριακά στοιχεία για την εφαρμογή των Γ.Α., όπως μια νέα μορφή επιχιασμού που βασίζεται στο φαινότυπο και όχι στη γενετική κωδικοποίηση.

Η μελέτη του Davidor αναπτύχθηκε πάνω σε ένα μοντέλο μηχανικού ρομποτικού βραχίονα που περιγράφεται παρακάτω:

Ο βραχίονας αποτελείται από τρία τμήματα και τέσσερις συνδέσμους, ενώ στο τέλος του τελευταίου τμήματος υπάρχει η δαγκάνα (end-effector) που αποτελεί και το λειτουργικό τμήμα του βραχίονα και η

θέση της συγκεντρώνει το μεγαλύτερο ενδιαφέρον για το σχεδιασμό της κίνησης.

Μια συγκεκριμένη θέση του βραχίονα περιγράφεται από τις θέσεις των συνδέσμων (και πιο συγκεκριμένα από τις γνώσεις που σχηματίζουν) και αφού το μήκος των τμημάτων είναι γνωστό , είναι εύκολος ο υπολογισμός της θέσης της δαγκάνας.

Για την μετακίνηση της δαγκάνας μεταξύ δύο σημείων απαιτείται ο καθορισμός της κίνησης στις ενδιάμεσες θέσεις, που βεβαίως δεν είναι δυνατό να είναι έμπειρες γιατί είναι πεπερασμένοι πόροι που διατίθενται για τον προγραμματισμό της κίνησης. Έτσι ο στόχος της βελτιστοποίησης σε αυτό το πρόβλημα είναι η εύρεση εκείνης της διαδρομής που επιτυγχάνει τον καλύτερο αριθμό και καλύτερο συνδυασμό ενδιάμεσων θέσεων .

Ο υπολογισμός αυτός ίσως να μην φαίνεται εκ πρώτης όψεως δύσκολος, αλλά είναι πολλοί οι παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπ' όψη για το προγραμματισμό μιας σωστής ακολουθίας κινήσεων, όπως δυναμικοί παράγοντες που οφείλονται στο υλικό (hardware) του συστήματος , εξωτερικοί παράγοντες (π.χ. βαρύτητα) και το γεγονός ότι σε ίδιες θέσεις της δαγκάνας είναι δυνατό να αντιστοιχίζονται δύο ή και παραπάνω διαφορετικά στιγμιότυπα του βραχίονα. Όλοι αυτοί οι παράγοντες καθιστούν το πρόβλημα υψηλής μη γραμμικότητας.

Ο Γ.Α. που χρησιμοποίησε ο Davidor ξεφεύγει από το κλασσικό μοντέλο γιατί αυτό δεν είναι ικανό να αντεπεξέλθει στις ανάγκες του

προβλήματος . Μια πρώτη μετατροπή είναι η υιοθέτηση αναπαράστασης ατόμων μεταβλητού μήκους . Κάθε άτομο αναπαριστά μια διαφορετική τροχιά που δεν περιλαμβάνει πάντα τον ίδιο αριθμό ενδιάμεσων κινήσεων και άρα δεν είναι πρακτικό και αποδοτικό να έχει σταθερό μήκος . Η κωδικοποίηση της τροχιάς είναι της παρακάτω μορφής.

Όπως φαίνεται κάθε συμβολοσειρά αποτελεί μια παράθεση διαδοχικών θέσεων , που η κάθε μία περιγράφεται από ένα σύνολο τιμών για όλες τις n -συνδέσεις (γωνίες) του βραχίονα... Έτσι , αν μια τροχιά περιλαμβάνει k θέσεις , τότε η συμβολοσειρά που τις αντιστοιχεί αποτελείται από k n -άδες. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι η σειρά των θέσεων μέσα στη συμβολοσειρά παίζει πολύ μεγάλο ρόλο (order depended representation) και είναι απολύτως καθοριστική για την μορφή της τροχιάς.

Η αναπαράσταση αυτή είναι φυσικό ότι απαιτεί τροποποίηση των λειτουργιών του Γ.Α. και κυρίως της διασταύρωσης. Το κύριο πρόβλημα που προκύπτει εδώ είναι πως θα εξασφαλιστεί ότι τα νέα άτομα που θα παραχθούν από το ζευγάρι των παλιών θα έχουν νόημα μέσα στα πλαίσια του αλγόριθμου και δεν θα αποτελούν τετριμμένες ή ακραίες περιπτώσεις τροχιών .

Η λύση δόθηκε με την επινόηση μιας πρωτότυπης μορφής διασταύρωσης που καθιερώθηκε με το όνομα αναλογική διασταύρωση (analogous crossover). Στην αναλογική διασταύρωση όλη η λειτουργία του ζευγαρώματος γίνεται με βάση το φαινότυπο των ατόμων. Πιο

συγκεκριμένα τα σημεία κοπής των διαδρομών που διαγράφουν οι δαγκάνες .

Είναι φανερό ότι τα σημεία τομής αποτελούν επιλογές για τον επιχιασμό , γιατί κατ' αυτό τον τρόπο γίνεται ένας λογικός και οικονομικός (μέσα στα πλαίσια του Γ.Α.) συνδυασμός των δύο γονέων. Πλέον δεν υπάρχει κίνδυνος να προκύψουν απόγονοι του, ναι μεν θα διατηρούν γενετικά χαρακτηριστικά των γονέων, αλλά θα αντιστοιχούν σε παράδοξες διαδρομές . Αν στους φαινοτύπους των γονέων δεν υπάρχουν σημεία τομής , τότε επιλέγονται τα πλησιέστερα δυνατά σημεία. Αυτή η απλότητα στη λειτουργία της αναλογικής διασταύρωσης έχει ως αντίβαρο κάποια μειονεκτήματα. Αρχικά το να βασίζεται η διασταύρωση σε φαινοτυπικά χαρακτηριστικά είναι κάτι που έχει υπολογιστικό και φυσικά χρονικό κόστος. Αφετέρου , τα σημεία τομής είναι πιθανό να αντιστοιχούν σε σημεία εντός μιας θέσης στην κωδικοποιημένη συμβολοσειρά, κάτι που είναι ανεπιθύμητο γιατί παράγει μη νόμιμα άτομα. Έτσι, η αναλογική διασταύρωση υφίσταται κάποιες τροποποιήσεις προκειμένου να εξαλειφθούν αυτά τα μειονεκτήματα και τελικά η νέα της μορφή ονομάζεται διασταύρωση διαχωρισμού (segregation crossover) και εφαρμόζεται με τα εξής βήματα:

- 1) Επιλέγονται δύο συμβολοσειρές.
- 2) Επιλέγεται τυχαία μια n -άδα μέσα σε μια από τις δύο συμβολοσειρές.
- 3) Σαρώνεται η άλλη συμβολοσειρά από το ένα άκρο ως το άλλο

μέχρι να βρεθεί μια n -άδα της που περισσότερο μοιάζει γενετικά

στην επιλεγμένη n -άδα. Το σημείο ακριβώς μετά από αυτή τη n -άδα θα είναι το σημείο κοπής.

4) Επανάληψη των βημάτων 1 και 2 για την επιλογή δεύτερου σημείου κοπής.

5) Εκτέλεση της διασταύρωσης με ανταλλαγή των αντίστοιχων μερών κατά γνωστά.

Ο σχεδιασμός της μετάλλαξης έγινε λαμβάνοντας υπόψη την αναπαράσταση και η εφαρμογή της αφορά σε αλλαγές τα μήκη των συμβολοσειρών. Χρησιμοποιήθηκαν δύο μορφές μετάλλαξης.

- Μετάλλαξη πρόσθεσης (addition). Δημιουργείται ένα πιστό αντίγραφο μιας n -άδας που επιλέχθηκε με τυχαίο τρόπο και τοποθετείται γειτονικά με το πρωτότυπό της. Ως αποτέλεσμα αυξάνεται το μήκος της συμβολοσειράς.
- Μετάλλαξη απαλοιφής (deletion). Απαλείφεται μια n -άδα, πάλι τυχαία, επιλεγμένη με άμεση συνέπεια τη μείωση του μήκους της συμβολοσειράς.

Όσον αφορά τα αποτελέσματα ο Γ.Α. έδειξε την περιοχή του σε σύγκριση με άλλες τεχνικές. Το πρόβλημα που τέθηκε αφορούσε την εύρεση της βέλτιστης τροχιάς για την μετακίνηση ενός βραχίονα μήκους 4.2. Το μέγεθος του χώρου αναζήτησης αυτού του προβλήματος είναι της

τάξεως 10^{40} . Το μέγεθος του πληθυσμού καθορίστηκε 100. Ο Γ.Α. συναγωνίστηκε δύο κλασσικές τεχνικές . Το τυχαίο ψάξιμο και το hill-climbing. Αποδείχτηκε ότι ο Γ.Α. υπερτερεί με διαφορά.

5. ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ

Ο χώρος της οικονομίας αποτελεί ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών. Στο πεδίο της Τεχνικής Νοημοσύνης έχουν γίνει πολλές επιτυχημένες προσπάθειες που είχαν ως αποτέλεσμα την δημιουργία αξιόλογων εφαρμογών. Οι Γ.Α. ως μέρος αυτής της ευρύτερης κοινότητας δεν θα μπορούσαν να αποτελούν εξαίρεση. Μερικοί από τους επιμέρους τομείς της Οικονομίας που είναι πρόσφοροι για χρήση Γ.Α. είναι προγνώσεις, έγκριση πιστώσεων και ανάλυση επενδύσεων.

Αναφορές για χρήση Γ.Α. στην Οικονομία είχαν ήδη γίνει από τον Holland, ο οποίος έκανε λόγο για εφαρμογές προσαρμοστικών συστημάτων με στόχο την πρόβλεψη οικονομικών μεγεθών. Ακολούθησαν άλλες προσπάθειες, όπως από την εταιρία Prediction Company στη Santa Fe , η οποία έχει αναπτύξει ένα σύνολο εμπορικών εργαλείων πρόβλεψης(με κυριότερο το πακέτο Prophet) στα οποία οι Γ.Α. παίζουν σημαντικό ρόλο. Άλλη μια σημαντική προσπάθεια έχει γίνει από την Man Machine Interfaces, Inc. που δημιούργησε μερικά πρωτότυπα συστήματα βασισμένα σε Γ.Α. για αποφάσεις πωλήσεων και αγορών σε χρηματιστηριακές αγορές.

6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην εργασία αυτή επιχειρήθηκε μια παρουσίαση των Γ.Α. και των εφαρμογών τους. Έγινε εισαγωγή στο θέμα, μελέτη της βασικής θεωρίας μέσα από παραδείγματα, εξέταση πιο προχωρημένων θεμάτων και τελικά παρουσίαση μερικών ενδεικτικών εφαρμογών. Η ενασχόληση για αρκετό καιρό με ένα τόσο και δυναμικά εξελισσόμενο θέμα δίνει την δυνατότητα για εξαγωγή μερικών συμπερασμάτων.

Οι Γ.Α. αποτελούν μια πρωτότυπη μεταφορά ενός μοντέλου που λειτουργεί με επιτυχία για εκατομμύρια χρόνια στην φύση. Από αυτή την 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 Γ.Α. αποτελούν ένα ισχυρό και εύρωστο εργαλείο βελτιστοποίησης. Είναι σε θέση να αντιμετωπίζουν μεγάλη 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 Γ.Α. να μην είναι η καλύτερη επιλογή, γιατί είναι εργαλείο γενικού σκοπού. Πολύ δημοφιλής και αποδοτικές είναι οι εφαρμογές που συνδυάζουν Γ.Α. με άλλες μεθόδους (υβριδικοί Γ.Α.) γιατί έτσι εξουδετερώνονται αμοιβαία τα μειονεκτήματά τους.

Σήμερα ο αριθμός των εφαρμογών που χρησιμοποιούν Γ.Α. αυξάνει με γρήγορους ρυθμούς, πράγμα που δείχνει ότι το μέλλον των Γ.Α. είναι ευοίωνο. Ο επιστημονικός και επιχειρηματικός κόσμος

έχει πειστεί ότι η δύναμη που προσφέρουν οι Γ.Α. είναι ικανή να δίνει γρήγορες και αξιόπιστες λύσεις σε προβλήματα πολύ μεγάλης δυσκολίας και πολυπλοκότητας, γι' αυτό και αναμένονται σοβαρές επενδύσεις σε κόπο και χρήμα για την παραπέρα εξέλιξη τους.

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

Ένα καυτό σημείο έρευνας αποτελεί σήμερα η υλοποίηση Γ.Α. σε παράλληλες μηχανές. Σε προηγούμενο κεφάλαιο έχει επισημανθεί ότι οι Γ.Α. έχουν έντονα στοιχεία παραλληλισμού, ενώ κάποιοι ερευνητές τους χαρακτηρίζουν υψηλού επιπέδου παράλληλους αλγόριθμους (highly parallel algorithms). Από την άλλη μεριά οι παράλληλη 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 πολύ καλά εκμεταλλεύσιμη από τους Γ.Α.. Αυτό βασίζεται κυρίως στο γεγονός ότι οι Γ.Α. λειτουργούν πάνω σε πληθυσμό ατόμων, ο οποίος πλέον μπορεί να διαμοιραστεί σε αρκετούς επεξεργαστές. Έτσι, ίσως να εμπεριέχει αρκετή αλήθεια η άποψη ότι οι Γ.Α. θα βοηθήσουν την εξάπλωση και βελτίωση των επιδόσεων των παράλληλων μηχανών και το αντίστροφο.

Το μέλλον θα δείξει, αλλά το σίγουρο είναι ότι οι Γ.Α. 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 ακόμα πιο εντυπωσιακά αποτελέσματα και να καθιερώσουν τους Γ.Α. ως καθοριστικό εργαλείο για την περαιτέρω εξέλιξη της Επιστήμης των Υπολογιστών.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΣΥΓΓΡΑΦΕΙΣ

R. Waters

D. Gilmour

N. Mason

R. Wright

M. Diamond

A. Yauch

A. Horovitz

