Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας

Πρόγραμμα Σπουδών
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

Θεματική Ενότητα
ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Τόμος Γ'

Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές

ΣΠΥΡΙΔΩΝ ΛΥΚΟΘΑΝΑΣΗΣ
Αναπληρωτής Καθηγητής Τμήματος Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής
Πανεπιστημίου Πατρών

ΠΑΤΡΑ 2001

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας

Πρόγραμμα Σπουδών

ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

Θεματική Ενότητα

ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Τόμος Γ'

Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές

Συγγραφή

ΣΠΥΡΙΔΩΝ ΛΥΚΟΘΑΝΑΣΗΣ

Αναπληρωτής Καθηγητής Τμήματος Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής

Πανεπιστημίου Πατρών

Κριτική Ανάγνωση

ΣΩΚΡΑΤΗΣ ΚΑΤΣΙΚΑΣ

Καθηγητής Τμήματος Μαθηματικών Πανεπιστημίου Αιγαίου

Ακαδημαϊκός Υπεύθυνος για την επιστημονική επιμέλεια του τόμου

ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΝΙΚΗΦΟΡΙΔΗΣ

Καθηγητής Τμήματος Ιατρικής Πανεπιστημίου Πατρών

Επιμέλεια στη μέθοδο της εκπαίδευσης από απόσταση

ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΣ ΤΡΙΑΝΤΗΣ

Γλωσσική Επιμέλεια

ΣΤΕΦΑΝΟΣ ΛΟΥΝΤΖΗΣ

Τεχνική Επιμέλεια

ΕΣΠΙ ΕΚΔΟΤΙΚΗ Ε.Π.Ε.

Καλλιτεχνική Επιμέλεια – Σελιδοποίηση

TYPORAMA

Συντονισμός ανάπτυξης εκπαιδευτικού υλικού και γενική επιμέλεια των εκδόσεων

ΟΜΑΔΑ ΕΚΤΕΛΕΣΗΣ ΕΡΓΟΥ ΕΑΠ / 2000

ISBN: 960–538–175–3

Κωδικός Έκδοσης: ΠΛΗ 31/3

Περιεχόμενα

Πρόλογος

Το παρόν σύγγραμμα αποτελεί το διδακτικό υλικό του Κεφαλαίου «Γενετικοί Αλγόριθμοι και Εφαρμογές», της Θεματικής Ενότητας «Τεχνητή Νοημοσύνη – Εφαρμογές», του Προγράμματος Σπουδών «Πληροφορική», του Ελληνικού Ανοικτού Πανεπιστημίου (ΕΑΠ). Βασίζεται στις Πανεπιστημιακές Παραδόσεις του Μαθήματος Υπολογιστική Νοημοσύνη ΙΙ, που διδάσκεται στους τεταρτοετείς φοιτητές του Τμήματος Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Πατρών, από το 1998. Αν και το πεδίο των Γενετικών Αλγορίθμων είναι σχετικά πρόσφατο, η διεθνής βιβλιογραφία αριθμεί ένα σημαντικό αριθμό συγγραμμάτων. Αυτό το βιβλίο αποτελεί την πρώτη ολοκληρωμένη έκδοση στην ελληνική βιβλιογραφία και έχει ως στόχο αφενός να εισαγάγει τον αναγνώστη στο αντικείμενο των Γενετικών Αλγορίθμων και αφετέρου, μέσω πολλών παραδειγμάτων και εφαρμογών, να τον βοηθήσει να αναπτύξει δικές του εφαρμογές για την επίλυση πραγματικών προβλημάτων.

Κατά τη διάρκεια των τριών τελευταίων δεκαετιών υπάρχει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον σε αλγορίθμους, οι οποίοι βασίζονται σε αναλογίες με τις φυσικές διαδικασίες. Η εμφάνιση των μαζικά παράλληλων ηλεκτρονικών υπολογιστών έκανε αυτούς τους αλγορίθμους να αποκτήσουν πρακτικό ενδιαφέρον. Στους πιο γνωστούς αλγορίθμους αυτής της κατηγορίας περιλαμβάνονται οι γενετικοί αλγόριθμοι, ο εξελικτικός προγραμματισμός, οι εξελικτικές στρατηγικές, η μέθοδοι τοπικής αναζήτησης, τα συστήματα ταξινόμησης και τα νευρωνικά δίκτυα. Οι παραπάνω αλγόριθμοι, αν και έγιναν γνωστοί ως τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στην Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence) και πιο συγκεκριμένα στη Μάθηση Μηχανής (Machine Learning), πρόσφατα αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία ως αλγόριθμοι Υπολογιστικής Νοημοσύνης (Computational Intelligence).

Αυτό το βιβλίο πραγματεύεται μία κλάση αυτών των αλγορίθμων, και συγκεκριμένα αυτούς που βασίζονται στην αρχή της εξέλιξης (επιβίωση του καταλληλότερου). Σε αυτούς τους αλγορίθμους ένας πληθυσμός από άτομα (δυναμικές λύσεις) υποβάλλεται σε μια ακολουθία από μοναδιαίους (τύπου μετάλλαξης) και υψηλότερης τάξης (τύπου διασταύρωσης) μετασχηματισμούς. Αυτά τα άτομα ανταγωνίζονται για επιβίωση: ένα σχήμα επιλογής προκατειλημμένο υπέρ των καταλληλότερων ατόμων, επιλέγει την επόμενη γενιά. Μετά από ένα αριθμό επαναλήψεων, το πρόγραμμα συγκλίνει, ελπίζοντας ότι το καλύτερο άτομο αναπαριστά τη βέλτιστη λύση.

Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί αλγόριθμοι σε αυτή την κατηγορία. Για να υπογραμμίσουμε τις ομοιότητές τους χρησιμοποιούμε τον κοινό όρο «εξελικτικά προγράμματα».

Τα εξελικτικά προγράμματα μπορούν να θεωρηθούν σαν γενίκευση των Γενετικών Αλγορίθμων. Οι κλασικοί Γενετικοί Αλγόριθμοι λειτουργούν με σταθερού μήκους δυαδικές συμβολοσειρές, οι οποίες δεν είναι απαραίτητες για τα εξελικτικά προγράμματα. Επίσης, τα εξελικτικά προγράμματα συνήθως ενσωματώνουν μία ποικιλία από «γενετικούς» τελεστές, ενώ οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χρησιμοποιούν δυαδική κωδικοποίηση, δηλαδή συμβολοσειρές δυαδικών ψηφίων στις οποίες εφαρμόζονται οι κατάλληλοι τελεστές για τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη των ατόμων του πληθυσμού.

Έχουμε καταβάλει προσπάθεια ώστε να ελαχιστοποιήσουμε τις γνώσεις από τα μαθηματικά και τη γενετική που προαπαιτούνται για την κατανόηση της ύλης. Όμως προϋποθέτουμε μια εισαγωγική γνώση ανώτερων μαθηματικών (άλγεβρα και στοιχεία της θεωρίας υπολογισμού), καθώς και στοιχειώδεις έννοιες συνδυαστικής ανάλυσης και θεωρίας πιθανοτήτων. Τέλος, είναι απαραίτητη μια καλή ικανότητα προγραμματισμού.

Τα κεφάλαια αυτού του βιβλίου μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο κύριες κατηγορίες. Στην πρώτη κατηγορία εντάσσονται αυτά που ασχολούνται με τους Γενετικούς Αλγορίθμους (ΓΑ) και στη δεύτερη το τελευταίο που ασχολείται με τον Εξελικτικό Προγραμματισμό (ΕΠ).

Το πρώτο κεφάλαιο, μετά από μία σύντομη παρουσίαση των παραδοσιακών μεθόδων βελτιστοποίησης, εισάγει το θέμα της γενετικής αναζήτησης, δίνοντας παράλληλα ορισμένα στοιχεία από τη γενετική εξέλιξη, από την οποία δανείζονται ιδέες οι Γενετικοί Αλγόριθμοι. Στη συνέχεια γίνεται μια σύντομη εισαγωγή στα δομικά στοιχεία ενός απλού Γενετικού Αλγορίθμου. Ακολουθεί η παρουσίαση των πλεονεκτημάτων των ΓΑ, έτσι ώστε να είναι δυνατή η σύγκρισή τους με τις παραδοσιακές μεθόδους βελτιστοποίησης που παρουσιάστηκαν στην αρχή. Τέλος, αναφέρονται δύο προβλήματα που δημιουργούν δυσπιστία, σχετικά με την χρησιμότητά τους και τα αντίστοιχα αντεπιχειρήματά τους. Επίσης, δίνεται ένας ικανός αριθμός Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και Δραστηριοτήτων οι οποίες έχουν σχεδιαστεί έτσι ώστε αφενός να βοηθούν στην καλύτερη κατανόηση της ύλης και αφετέρου να την συμπληρώνουν.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζονται αναλυτικά τα κύρια χαρακτηριστικά των ΓΑ. Στη δεύτερη ενότητα αυτού του κεφαλαίου, παρουσιάζονται και αναλύονται τα βασικά στοιχεία, που πρέπει να έχει ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης, ώστε να θεωρείται γενετικός. Ακολουθεί η αναλυτική παρουσίαση ενός παραδείγματος, που κάνει κατανοητή τη θεωρία. Συγκεκριμένα, υλοποιείται βήμα προς βήμα, η βελτιστοποίηση μιας συνάρτησης με τη βοήθεια ενός Γενετικού Αλγορίθμου. Με τη βοήθεια αυτής της υλοποίησης δείχνουμε τόσο τις λεπτομέρειες, όσο και την ισχύ της μεθόδου. Επίσης, δίνεται ένας ικανός αριθμός Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και Δραστηριοτήτων, οι οποίες έχουν σχεδιαστεί έτσι ώστε αφενός να βοηθούν στην καλύτερη κατανόηση της ύλης και αφετέρου να την συμπληρώνουν.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύονται τα βήματα υλοποίησης ενός Γενετικού Αλγορίθμου (δομές δεδομένων, αναπαραγωγή, διασταύρωση και μετάλλαξη) και τα επιμέρους προβλήματα που μπορεί να προκύψουν, όπως η ακρίβεια, το είδος της κωδικοποίησης κ.ά. Επίσης, παρουσιάζονται οι περιορισμοί, που είναι σχετικοί με το πεδίο ορισμού των αντικειμενικών συναρτήσεων και η κωδικοποίηση των διακριτών μεταβλητών. Τέλος, συζητείται, με τη βοήθεια παραδειγμάτων, η ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Ένας ικανός αριθμός Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και Δραστηριοτήτων που προτείνονται έχουν ως στόχο την απόκτηση εμπειρίας στην επίλυση προβλημάτων με χρήση Γενετικών Αλγορίθμων.

Στο τέταρτο κεφάλαιο μελετάμε ορισμένα θέματα της θεωρητικής θεμελίωσής των ΓΑ. Συγκεκριμένα ασχολούμαστε με μια ακριβή αποτίμηση της απόδοσης των Γενετικών Αλγορίθμων, χρησιμοποιώντας μια ακριβή ανάλυση για τα σχήματα ή καλούπια ομοιότητας. Επεξεργαζόμενος ομοιότητες κατά αυτόν τον τρόπο ο Γενετικός Αλγόριθμος ελαττώνει την πολυπλοκότητα των προβλημάτων. Κατά μια έννοια, τα υψηλής καταλληλότητας, μικρού μήκους και χαμηλής τάξης σχήματα γίνονται οι μερικές λύσεις σε ένα πρόβλημα και καλούνται δομικά στοιχεία. Ο ΓΑ ανακαλύπτει νέες λύσεις δοκιμάζοντας πολλούς συνδυασμούς των μερικών λύσεων που περιέχονται στον τρέχοντα πληθυσμό. Το γεγονός ότι τα δομικά στοιχεία πράγματι οδηγούν σε καλύτερη απόδοση είναι μια εν δυνάμει υπόθεση ενός απλού Γενετικού Αλγορίθμου, που καλείται υπόθεση δομικών στοιχείων. Οι Ασκήσεις Αυτοαξιολόγησης και οι Δραστηριότητες συμπληρώνουν την κατανόηση και την ύλη του κεφαλαίου.

Στο πέμπτο κεφάλαιο εξερευνούμε μια απλή δομή δεδομένων: ένα διάνυσμα με αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής, η οποία μόνο τελευταία έγινε αποδεκτή από την κοινότητα αυτών που ασχολούνται με τους Γενετικούς Αλγορίθμους. Αναφερόμαστε μόνο σε αριθμητική βελτιστοποίηση. Παρουσιάζεται μια πειραματική σύγκριση της δυαδικής αναπαράστασης και της αναπαράστασης κινητής υποδιαστολής. Επίσης, υπάρχουν Ασκήσεις Αυτοαξιολόγησης και προτείνονται Δραστηριότητες.

Στο έκτο κεφάλαιο μέσα από ορισμένα επιλεγμένα Παραδείγματα, θα δείξουμε την ευρωστία και τη δυνατότητα εφαρμογής των Γενετικών Αλγορίθμων σε μια μεγάλη ποικιλία προβλημάτων. Αυτά αφορούν, πέρα από τα κλασικά προβλήματα μαθηματικής βελτιστοποίησης, τεχνολογικά προβλήματα, όπως μηχανολογικού σχεδιασμού, αυτομάτου ελέγχου, και άλλα όπως η βελτιστοποίηση και η εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, χρονοπρογραμματισμού, πρόβλεψης χρονοσειρών κ.λπ., τα οποία είναι και προβλήματα της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Όλα τα κεφάλαια, εκτός από τις Ασκήσεις Αυτοαξιολόγησης και τις Δραστηριότητες, περιλαμβάνουν αναφορές υποχρεωτικής και προαιρετικής Βιβλιογραφίας, καθώς και τις Απαντήσεις των Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης. Στο τέλος του βιβλίου, υπάρχει ερμηνευτικό λεξικό (γλωσσάριο) όλων των νέων όρων, τους οποίους θεωρήσαμε άγνωστους για τον αναγνώστη.

Ολοκληρώνοντας αυτό τον πρόλογο, θέλω να εκφράσω τις ευχαριστίες μου, σε αυτούς που άμεσα ή έμμεσα βοήθησαν στη συγγραφή αυτού του βιβλίου. Πρώτα ευχαριστώ, τον πολύ καλό φίλο και συνάδελφο καθηγητή Σωκράτη Κάτσικα, στον οποίο οφείλω το ερέθισμα να ασχοληθώ με αυτό το θέμα. Επίσης ευχαριστώ τους συνεργάτες μου στο Τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Πατρών, οι οποίοι υλοποιώντας ένα πλήθος εφαρμογών, βοήθησαν να κατανοήσω καλύτερα το θέμα και να παράγουμε νέα αποτελέσματα. Κυρίως ευχαριστώ τον κ. Γρηγόρη Μπεληγιάννη, πρώην φοιτητή μου που εκπόνησε την διπλωματική του εργασία σε θέματα Γενετικών Αλγορίθμων και συνεχίζει την Διδακτορική του Διατριβή, υπό τη επίβλεψή μου, ο οποίος βοήθησε στη συγκέντρωση και τεκμηρίωση μέρους του υλικού, που χρησιμοποιήθηκε για τη συγγραφή αυτού του βιβλίου. Ευχαριστώ επίσης και τους φοιτητές που έχουν παρακολουθήσει το μάθημα, γιατί με τις ερωτήσεις και τις παρατηρήσεις τους, με βοήθησαν να βελτιώσω την παρουσίαση αυτού του υλικού. Θα ήταν παράλειψη αν δεν ευχαριστούσα τον κριτικό αναγνώστη και τον ακαδημαϊκό υπεύθυνο για το κέφι με το οποίο διάβασαν αυτό το βιβλίο και την καλή διάθεση που έδειξαν για τη βελτίωσή του, κάνοντας εποικοδομητικά σχόλια για τη βελτίωσή του.

Τέλος, θέλω να τονίσω τη συνεισφορά της συζύγου μου Νάνσυ και της κόρης μου Κλέλιας, που έδειξαν μεγάλη κατανόηση και δεν διαμαρτυρήθηκαν για το χρόνο που στέρησα από αυτές για να τον διαθέσω στην ολοκλήρωση αυτού του έργου. Για το λόγο αυτό τις ευχαριστώ και τους το αφιερώνω.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγόριθμους

Σκοπός

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται η εισαγωγή σε μια κλάση αλγορίθμων αναζήτησης και βελτιστοποίησης, που βασίζονται στην αρχή της εξέλιξης των ειδών και είναι γνωστοί ως Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ). Πρώτα γίνεται μια σύντομη παρουσίαση των παραδοσιακών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Ακολουθεί η παρουσίαση μερικών βασικών στοιχείων της θεωρίας της Βιολογικής Εξέλιξης των Ειδών, από την οποία δανείζονται στοιχεία αυτοί οι αλγόριθμοι. Στη συνέχεια γίνεται μια σύντομη εισαγωγή στα δομικά στοιχεία ενός απλού Γενετικού Αλγορίθμου και η παρουσίαση των πλεονεκτημάτων των ΓΑ, έναντι των παραδοσιακών μεθόδων βελτιστοποίησης. Τέλος αναφέρονται δύο προβλήματα που δημιουργούν δυσπιστία, σχετικά με την χρησιμότητά τους και τα αντίστοιχα αντεπιχειρήματά τους.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

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

- *απαριθμήσετε τα πλεονεκτήματα των ΓΑ έναντι των κλασικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης.*
- *περιγράψετε τα βασικά στοιχεία της θεωρίας της Εξέλιξης των Ειδών.*
- *περιγράψετε τα κύρια χαρακτηριστικά ενός ΓΑ.*
- *περιγράψετε τα βασικά δομικά στοιχεία ενός ΓΑ.*
- *περιγράψετε τα βήματα κωδικοποίησης ενός προβλήματος βελτιστοποίησης, με σκοπό την επίλυσή του με ΓΑ.*

Έννοιες κλειδιά

- *χρωμόσωμα*
- *γονίδια*
- *γονότυπος*
- *φαινότυπος*
- *κωδικοποίηση*
- *αντικειμενική συνάρτηση*

- *επιλογή*
- *διασταύρωση*
- *μετάλλαξη*
- *αξιολόγηση*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Πριν προχωρήσουμε στην εισαγωγή των Γενετικών Αλγορίθμων, κρίνουμε σκόπιμο να κάνουμε μία πολύ σύντομη παρουσίαση των κυριότερων παραδοσιακών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Αυτές οι μέθοδοι, 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 επιλύνοντας συνήθως ένα σύνολο μη γραμμικών συναρτήσεων. Οι άμεσες από την πλευρά τους ψάχνουν για τοπικά ακρότατα κάνοντας μικρά άλματα στη συνάρτηση (hillclimbing). Αν και αρκετά δοκιμασμένες και οι δύο κατηγορίες παρουσιάζουν σημαντικά μειονεκτήματα. Το βασικότερο από αυτά είναι ότι εμφανίζουν τοπικότητα στην εμβέλεια. Δηλαδή, 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 ψάξιμο σε ένα προς ένα σημείο. Παρόλο 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 προηγουμένων 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 μέγι-*

στα είναι πολλά, η απόδοσή της πέφτει σημαντικά.

- *Προσομοιωμένη Ανόπτηση (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 καθεμία 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.*

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 ανάγκη για εύρεση νέων μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Μια τέτοια κατηγορία αλγορίθμων, που βασίζονται σε αναλογίες με τις φυσικές διαδικασίες της εξέλιξης, είναι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι που παρουσιάζονται στη συνέχεια.

1.1 Τι είναι οι Γενετικοί Αλγόριθμοι

Σκοπός

Για να γίνει κατανοητή η λειτουργία ενός Γενετικού Αλγορίθμου, είναι σκόπιμο να δοθούν, σε αυτή την ενότητα, ορισμένα στοιχεία από τη Θεωρία της Εξέλιξης των Ειδών, από την οποία δανείζονται στοιχεία οι αλγόριθμοι αυτοί, και στη συνέχεια θα δούμε πώς στοιχεία αυτής της θεωρίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να δομηθεί ένας αλγόριθμος αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Επίσης, θα παρουσιαστούν τα βασικά πλεονεκτήματα αυτών των αλγορίθμων.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Μελετώντας αυτή την ενότητα, ο αναγνώστης θα έχει την δυνατότητα να δει πώς οι μηχανισμοί της εξέλιξης των βιολογικών ειδών (όπως είναι η κωδικοποίηση των χαρακτηριστικών, η αναπαραγωγή, η διασταύρωση και η μετάλλαξη) μπορούν να εφαρμοστούν σε πραγματικά προβλήματα και να οδηγήσουν στη λύση τους γρήγορα και αποδοτικά.

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Τα τελευταία τριάντα χρόνια, έχει παρατηρηθεί ένα συνεχώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για ανάπτυξη μεθόδων επίλυσης προβλημάτων βασισμένων στις αρχές της Γενετικής Εξέλιξης και της Κληρονομικότητας. Τα μειονεκτήματα των κλασικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης, καθώς και η συνεχώς αυξανομένη 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 οι μέθοδοι λειτουργούν διατηρώντας έναν πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων και εφαρμόζοντας πάνω σε αυτόν διάφορες διαδικασίες επιλογής του καλύτερου ατόμου, 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 καινούρια κομμάτια που δοκιμάζονται για τυχόν καλή απόδοσή τους.

Επανειλημμένες 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 προσέγγιση «φυσικού μοντέλου» 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 στη μορφή με την οποία είναι γνωστοί και σήμερα, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan [2].

1.1.1 Η θεωρία της Εξέλιξης των Ειδών

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

- Δεν υπάρχει αντικειμενική βάση διαχωρισμού των ζωντανών οργανισμών σε ανώτερους και κατώτερους (εννοείται στο ίδιο βιολογικό είδος, λ.χ. των ανθρώπων). 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 επιβίωσής τους.

- Αυτή η αλλαγή, όμως, που συμβαίνει στα χαρακτηριστικά των ατόμων είναι αλλαγή στα *χρωμοσώματά* τους (*chromosomes*), που είναι πολύπλοκα οργανικά μόρια τα οποία κωδικοποιούν τη δομή και τα χαρακτηριστικά τους. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από μικρότερα μέρη, γνωστά ως *γονίδια (genes)*. Το σύνολο της γενετικής πληροφορίας που είναι κωδικοποιημένο στα γονίδια ονομάζεται *γονότυπος (genotype)*. Η δημιουργία ενός νέου οργανισμού περιλαμβάνει την αποκωδικοποίηση των χρωμοσωμάτων. Το σύνολο των «ορατών» χαρακτηριστικών του και της συμπεριφοράς του, που καθορίζονται από τις πληροφορίες των γονιδίων, συνιστούν το *φαινότυπο (phenotype)*.

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

- Προϊόν της αναπαραγωγής είναι ένας νέος οργανισμός, τα χρωμοσώματα του οποίου αποτελούνται από γονίδια που προέρχονται τα μισά από τον πατέρα και τα μισά από τη μητέρα. Έτσι, για κάθε χαρακτηριστικό, το νέο άτομο έχει πάρει ένα γονίδιο από κάθε γονέα. Μερικές φορές, τα δύο αυτά γονίδια συμφωνούν μεταξύ τους, όσον αφορά την «τιμή» που θα δώσουν στο χαρακτηριστικό, π.χ. γαλάζιο χρώμα ματιών, ενώ άλλες φορές δεν συμφωνούν, π.χ. το ένα υποδεικνύει καστανό χρώμα ματιών και το άλλο γαλάζιο. Στη δεύτερη περίπτωση, κυριαρχεί η «τιμή» ενός γονιδίου (π.χ. του καστανού) και αγνοείται η «τιμή» του άλλου, μολονότι το δεύτερο μπορεί να περάσει σε επόμενες γενιές. Το γονίδιο που τελικά καθορίζει το χαρακτηριστικό λέγεται *κυρίαρχο* 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 στον John Holland, πρωτοπόρο των Γενετικών Αλγορίθμων, στις αρχές της δεκαετίας του '70 [2]. Ο Holland φαντάστηκε ότι κάποιες ιδέες και λειτουργίες που εφαρμόζει η φύση στα συστήματά της θα μπορούσαν να έχουν αποτελέσματα, αν ενσωματώνονταν σε αλγόριθμους για υπολογιστές, ώστε να προκύψουν αποδοτικές τεχνικές επίλυσης δύσκολων προβλημάτων. Αποτέλεσμα αυτής της εργασίας του Holland ήταν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, μια καινούργια εξελισσόμενη και πολλά υποσχόμενη τεχνική αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τους Γενετικούς Αλγόριθμους (ΓΑ) 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 τους 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, μιας γενιάς που θα συνδυάζει όλα τα χαρακτηριστικά των μελών της προηγούμενης, συνδυασμένα με διάφορους τρόπους μεταξύ τους. Έτσι, μερικοί αργοί λαγοί θα αναμειχθούν με κάποιους γρήγορους, κάποιοι γρήγοροι με άλλους γρήγορους, κάποιοι εύστροφοι λαγοί με κάποιους μη εύστροφους και ούτω καθεξής. Οι μικροί λαγοί της επόμενης γενιάς θα είναι, κατά μέσο όρο, γρηγορότεροι και εξυπνότεροι από τους προγόνους τους, αφού από την προηγούμενη γενιά επιβίωσαν περισσότεροι γρήγοροι και έξυπνοι λαγοί. Ευτυχώς, για την διατήρηση της φυσικής ισορροπίας, και οι αλεπούδες υφίστανται την ίδια διαδικασία αναπαραγωγής, διαφορετικά οι λαγοί θα γινόντουσαν υπερβολικά γρήγοροι και έξυπνοι για να μπορούν να τους πιάσουν.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.1

Ποια είναι τα κύρια στοιχεία της Θεωρίας της Εξέλιξης των Ειδών;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.2

Το σύνολο των ορατών χαρακτηριστικών και της συμπεριφοράς ενός ατόμου που καθορίζονται από τις πληροφορίες των γονιδίων αποτελούν τον γονότυπο του;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.3

Αλληλόμορφα λέγονται τα γονίδια που προέρχονται από τον ίδιο γονέα;

Δραστηριότητα 1.1

Σε ένα είδος ζωντανών οργανισμών, ποιος θα ζήσει και ποίος θα πεθάνει; Να δώσετε την απάντησή σας σε μισή σελίδα περίπου.

1.2 Η δομή ενός Γενετικού Αλγόριθμου

Σκοπός

Στην προηγούμενη ενότητα 1.1.1 αναφέραμε τα βασικά στοιχεία της θεωρίας της Εξέλιξης. Στην ενότητα αυτή, θα δούμε πώς αυτά τα στοιχεία χρησιμοποιούνται στη δόμηση ενός Γενετικού Αλγορίθμου. Μετά την εισαγωγή στα δομικά στοιχεία θα ορίσουμε τα βήματα ενός τέτοιου αλγορίθμου. Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε τα πλεονεκτήματά τους και δύο προβλήματα που δημιουργούν δυσπιστία για τη χρήση τους.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε μελετήσει αυτή την ενότητα θα έχετε τη δυνατότητα να περιγράψετε τα κύρια χαρακτηριστικά και τα δομικά στοιχεία ενός ΓΑ και να απαριθμήσετε τα πλεονεκτήματά τους. Επίσης, θα μπορείτε να περιγράψετε τα βήματα κωδικοποίησης ενός προβλήματος βελτιστοποίησης, ώστε να είναι κατάλληλο για επίλυση με ΓΑ

Όπως ήδη αναφέραμε, οι ΓΑ χρησιμοποιούν ορολογία δανεισμένη από το χώρο της φυσικής Γενετικής. Κατ’ αναλογία με τα έμβια όντα, αναφέρονται σε *άτομα* ή *γονότυπα* μέσα σε έναν 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 ΓΑ 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 γνωρίσματα του ατόμου βρίσκονται και σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωματοσώματος που καλούνται *τόποι* (*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 *αλληλόμορφα* (τιμές χαρακτηριστικού γνωρίσματος).

Κάθε γονότυπος (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 τον χρήστη, ανάλογα με τις ανάγκες και τις απαιτήσεις του. Μια διαδικασία εξέλιξης που εφαρμόζεται πάνω σε έναν πληθυσμό χρωμοσωμάτων αντιστοιχεί σε ένα εκτενές ψάξιμο μέσα σε ένα χώρο 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 ΓΑ ως εργαλείο βελτιστοποίησης είναι εύκολο να δώσει σε κάποιον την εντύπωση ότι οι ΓΑ είναι αποκλειστικά αλγόριθμοι βελτιστοποίησης. Αυτό, όμως, δεν ευσταθεί, διότι υπάρχουν πολλές περιπτώσεις, όπου οι ΓΑ αποτυγχάνουν να βρουν μια προφανή βέλτιστη λύση μέσα σε ένα συγκεκριμένο χώρο ψαξίματος. Βέβαια, αυτό μπορεί να οφείλεται σε ακατάλληλη κωδικοποίηση του προβλήματος. Για την αποφυγή δημιουργίας αυτής της λανθασμένης εντύπωσης, οι ΓΑ πρέπει να αντιμετωπίζονται και ως μια ιδεατή προσομοίωση μιας φυσικής διαδικασίας, τέτοια ώστε να ενσωματώνει τους στόχους και τους σκοπούς της διαδικασίας αυτής. Παρόλα αυτά, δεν πρέπει να παραγνωρίζουμε ότι η βελτιστοποίηση αποτελεί ένα πολύ σημαντικό κομμάτι των εφαρμογών των ΓΑ [3].

Κατά τη 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 ΓΑ αποσκοπούν στην εξυπηρέτηση τέτοιου είδους προβλημάτων. Εάν και ανήκουν στην κατηγορία των στοχαστικών αλγορίθμων, διαφέρουν σε πολύ μεγάλο βαθμό από τους αλγόριθμους που εφαρμόζουν τυχαίες μεθόδους αναζήτησης 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 ΓΑ 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.

Ένας ΓΑ πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις με το να διατηρεί έναν πληθυσμό από πιθανές λύσεις και να 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 αξιολόγηση των διαφόρων λύσεων γίνεται με την βοήθεια μιας *αντικειμενικής συνάρτησης* ή *συνάρτησης ικανότητας (objective ή fitness function)*, η οποία παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός. Επίσης στη βιβλιογραφία αναφέρεται και ως συνάρτηση αξιολόγησης και συνάρτηση καταλληλότητας.

Η δομή ενός απλού γενετικού αλγορίθμου έχει σε γενικές γραμμές ως εξής:

Κατά την διάρκεια της επαναληπτικής εκτέλεσης t, ο ΓΑ διατηρεί ένα πληθυσμό από πιθανές λύσεις:

$$P(t) = \{x_1^t, \ldots, x_n^t\}\,.$$

Κάθε λύση x_i^t αξιολογείται και δίνει ένα μέτρο της καταλληλότητας και ορθότητάς της. Αφού ολοκληρωθεί η αξιολόγηση 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 καινούριο αυτό πληθυσμό υφίστανται μετατροπές με τη 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 δύο 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 point* = 2) 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. Εδώ πρέπει να γίνει η εξής παρατήρηση. Αν οι μεταβλητές στα παραπάνω διανύσματα είναι δυαδικές, τότε κάθε διάνυσμα αναπαριστά την τιμή μιας μεταβλητής, δηλαδή ένα χρωμόσωμα. Στην περίπτωση που είναι πραγματικές, τότε καθεμία είναι ένα χρωμόσωμα, δηλαδή κάθε διάνυσμα αναπαριστά τις τιμές πολλών μεταβλητών, δηλαδή αποτελεί ένα γονότυπο. Για παράδειγμα, η βελτιστοποίηση μίας συνάρτησης πολλών μεταβλητών, απαιτεί την κωδικοποίηση της λύσης με ένα γονότυπο.

Η διαδικασία της μετάλλαξης αλλάζει αυθαίρετα ένα ή περισσότερα γονίδια ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος. Πραγματοποιείται με τυχαία αλλαγή γονιδίων και με πιθανότητα ίση με το *ρυθμό μετάλλαξης (mutation rate)*. Διαισθητικά μπορούμε να πούμε ότι η μετάλλαξη εξυπηρετεί την εισαγωγή νέων πιθανών λύσεων, διαφορετικών από τις υπάρχουσες, στον ήδη υπάρχοντα πληθυσμό.

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

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

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

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.4

Να αναφέρετε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, του οποίου η λύση μπορεί να κωδικοποιηθεί με ένα χρωμόσωμα, και ένα πρόβλημα, του οποίου η κωδικοποίηση της λύσης απαιτεί περισσότερα χρωμοσώματα, δηλαδή ένα γονότυπο.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.5

Οι ΓΑ θεωρούνται πιο εύρωστοι από τις υπάρχουσες μεθόδους άμεσης αναζήτησης, διότι:

1. Είναι σε θέση να συνδυάζουν στοιχεία από άμεσες και από στοχαστικές τεχνικές αναζήτησης.
2. Είναι στοχαστικοί αλγόριθμοι και λειτουργούν προσεγγιστικά.
3. Διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων πάνω στον οποίο πειραματίζονται σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης, που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του χώρου αναζήτησης.
4. Το 1 και το 2.
5. Το 1 και το 3.
6. Όλα τα παραπάνω.

Να επιλέξετε την σωστή απάντηση.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.6

Έστω ότι θέλουμε να βελτιστοποιήσουμε (μεγιστοποιήσουμε) τη συνάρτηση $f(x) = x^2$ όπου $x \in [0, 31]$. Πόσα δυαδικά ψηφία θα χρειαστούν για να κωδικοποιηθούν όλες οι πιθανές ακέραιες τιμές του x στο διάστημα 0 έως 31;

Δραστηριότητα 1.2

Στα επόμενα κεφάλαια θα χρειαστεί πολύ συχνά η μετατροπή ακεραίων και πραγματικών αριθμών σε δυαδικούς. Να υλοποιήσετε μία ρουτίνα (σε γλώσσα προγραμματισμού δικής σας επιλογής), η οποία κάνει αυτόματα αυτή τη μετατροπή. Το πρόγραμμα θα δέχεται σαν είσοδο τον ακέραιο ή τον πραγματικό και θα δίνει σαν έξοδο τον αντίστοιχο δυαδικό. Να ελέγξετε την ορθότητα του προγράμματός σας, δίνοντας σαν είσοδο γνωστούς αριθμούς, π.χ. 0, 1, 16, 31 κτλ. Στη συνέχεια να συμπληρώσετε τη ρουτίνα, ώστε να κάνει και την αντίθετη εργασία, δηλαδή τη μετατροπή δυαδικών αριθμών μήκους k, σε πραγματικούς. Να ελέγξετε τη σωστή λειτουργία της δίνοντας σαν είσοδο, γνωστούς δυαδικούς αριθμούς.

1.2.1 Πλεονεκτήματα των Γενετικών Αλγορίθμων

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

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

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

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

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

5. *Εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο.* Το χαρακτηριστικό, που τους εξασφαλίζει αυτό το πλεονέκτημα, είναι η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων που καθορίζουν την επιλογή μέσα στο

τεχνικό περιβάλλον. Έτσι, ΓΑ μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην επίλυση μαθηματικών εξισώσεων, στην εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων και σε πολλούς άλλους τομείς.

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

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

8. *Έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού.* Οι ΓΑ σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή είναι της τάξεως $O(n^3)$, 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 την αναζήτηση με μικρά άλματα στη συνάρτηση (hillclimbing) γίνεται καλή εκμετάλλευση της πληροφορίας, αλλά όχι καλή εξερεύνηση. Συνήθως τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι ανταγωνιστικά και το επιθυμητό είναι να συνυπάρχουν και τα δύο προς όφελος της όλης διαδικασίας. Οι ΓΑ επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς.

10. *Επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση.* Οι ΓΑ μπορούν να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα των παράλληλων μηχανών, αφού λόγω της φύσης

τους, εύκολα μπορούν να δεχτούν παράλληλη υλοποίηση. Το χαρακτηριστικό αυτό αυξάνει ακόμη περισσότερο την απόδοσή τους, ενώ σπάνια συναντάται σε ανταγωνιστικές μεθόδους.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.7

Η εφαρμογή των ΓΑ σε μεγάλο φάσμα εφαρμογών οφείλεται:

1. Στο ότι η μόνη «επικοινωνία» τους με το περιβάλλον είναι η αντικειμενική συνάρτηση.
2. Στη χρησιμοποίηση μόνο πληροφοριών της συνάρτησης, που πρόκειται να βελτιστοποιήσουν, δίχως να ενδιαφέρει άμεσα ο ρόλος της μέσα στο σύστημα ή η όλη δομή του συστήματος.
3. Στο ότι είναι εύκολα επεκτάσιμοι και εξελίξιμοι και μπορούν να συμμετέχουν σε υβριδικές μορφές με άλλες μεθόδους.
4. Στην ελευθερία επιλογής των κριτηρίων, τα οποία καθορίζουν την επιλογή μέσα στο τεχνητό περιβάλλον και η μη απαίτηση για ύπαρξη περιορισμών.
5. Σε όλα τα παραπάνω.

Να επιλέξετε τη σωστή απάντηση.

1.2.2 Δύο προβλήματα

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

1. ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΕΞΟΙΚΕΙΩΣΗΣ ΜΕ ΤΗ ΓΕΝΕΤΙΚΗ.

Για τους περισσότερους που ασχολούνται με την Επιστήμη των Υπολογιστών, οι έννοιες της Εξέλιξης και της Φυσικής Επιλογής μπορεί να μην ηχούν παράξενα, αλλά δεν είναι και από τις πιο οικείες. Η Βιολογία δεν έχει άμεση σχέση με τους υπολογιστές, γι' αυτό και οι γνώσεις σχεδόν όλων όσοι ασχολούνται με αυτή είναι σε πολύ γενικό επίπεδο. Παρόλα αυτά, για την κατανόηση των ΓΑ δεν απαιτούνται γνώσεις Γενετικής και Βιολογίας. Εκείνο το οποίο συμβαίνει με τους ΓΑ είναι ότι μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο κάποιες διαδικασίες, που παρατηρούνται στη φύση, χωρίς να ενδιαφέρει σε μεγάλο βαθμό 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, τη σύγχυσή του. Θα μπορούσε, ίσως, να παραληφθεί η αναφορά στη Γενετική και να γίνει μια παρουσίαση των ΓΑ ως «προσωπικές διαδικασίες για αναζήτηση και βελτιστοποίηση», όμως, αυτό μάλλον θα έκανε τα πράγματα δυσκολότερα. Εξάλλου είναι συνηθισμένο το φαινόμενο θεωρίες που είναι δανεισμένες από άλλες επιστήμες να διατηρούν την αυθεντική τους ορολογία (π.χ. στα Νευρωνικά Δίκτυα: νευρώνες, συνάψεις, κτλ.). Επιπλέον, το μέλλον και η εξέλιξη των ΓΑ δεν εξαρτώνται σε καμία περίπτωση από τις αντίστοιχες θεωρίες της Βιολογίας. Το αρχικό μοντέλο είναι δανεισμένο από εκεί, όμως η εφαρμογή του στα Τεχνητά Συστήματα έγινε με πλήθος διαφοροποιήσεων, προσαρμόσεων και «παρεκτροπών» με στόχο πάντα τη βελτίωση της απόδοσης. Πλέον, μπορούμε να μιλάμε για εξέλιξη και απογόνους των πρώτων ΓΑ και για μια πορεία τους στο χρόνο, πορεία η οποία είναι πλήρως ανεξάρτητη και αυτοδύναμη.

2. ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΟΥ ΧΡΟΝΟΥ.

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

Σύνοψη

Αυτό το κεφάλαιο έχει οδηγήσει στη θεμελίωση της κατανόησης των γενετικών αλγορίθμων, τους μηχανισμούς τους και την ισχύ τους. Οδηγηθήκαμε σε αυτές τις μεθόδους από την έρευνά μας για ρωμαλεότητα. Τα φυσικά συστήματα είναι ρωμαλέα —αποδοτικά και αποτελεσματικά— καθώς προσαρμόζονται σε μία μεγάλη ποικιλία από περιβάλλοντα. Με την αφαίρεση του προσαρμοστικού αλγορίθμου επιλογής της φύσης σε τεχνητή μορφή, ελπίζουμε να επιτύχουμε αξιοσημείωτη ομοιότητα απόδοσης. Αυτό το κεφάλαιο έχει παρουσιάσει τους λεπτομερείς μηχανισμούς ενός απλού Γενετικού αλγορίθμου τριών τελεστών. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι λειτουργούν πάνω σε πληθυσμούς από συμβολοσειρές, οι οποίες κωδικοποιούν κάποιο υποκείμενο σύνολο παραμέτρων. Αναπαραγωγή, διασταύρωση και μετάλλαξη εφαρμόζονται στους επιτυχημένους πληθυσμούς συμβολοσειρών, για να δημιουργήσουν νέους πληθυσμούς. Αυτοί οι τελεστές είναι πολύ απλοποιημένοι, χωρίς να περιλαμβάνουν τίποτα πιο σύνθετο από παραγωγή τυχαίων αριθμών, αντιγραφή συμβολοσειρών και ανταλλαγή τμημάτων μεταξύ συμβολοσειρών. Παρόλη την απλότητά τους, η απόδοση της αναζήτησης που προκύπτει είναι ευρεία και εντυπωσιακή. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι υλοποιούν μία καινοτόμο αντίληψη ανταλλαγής μεταξύ συμβολοσειρών και έτσι συνδέονται με τις δικές μας ιδέες για την ανθρώπινη αναζήτηση ή ανακάλυψη.

Μετά την παρουσίαση των βασικών δομικών στοιχείων, ο απλός Γενετικός Αλγόριθμος που θα μελετηθεί στο δεύτερο κεφάλαιο, έχει πολλά να προτεί-

νει. Στα επόμενα κεφάλαια, θα αναλύσουμε τη λειτουργία του πολύ προσεκτικά. Μετά από αυτό, αφού υλοποιήσουμε έναν απλό ΓΑ με ένα εύκολο πρόγραμμα σε ηλεκτρονικό υπολογιστή, θα μελετήσουμε τη θεωρητική τους θεμελίωση. Τέλος, έχοντας ολοκληρώσει τη βασική θεωρία των Γενετικών Αλγορίθμων, θα γίνει μία εισαγωγή στον Εξελικτικό Προγραμματισμό και θα παρουσιάσουμε μερικές εφαρμογές του σε πρακτικά προβλήματα.

Η βιβλιογραφία που ακολουθεί χρησιμοποιείται ως συμπληρωματική βιβλιογραφία. Η πρώτη αναφορά αποτελεί το πρώτο βασικό βοήθημα, που εμφανίστηκε στη διεθνή βιβλιογραφία. Εκτός από την εκτεταμένη εισαγωγή στους ΓΑ που περιέχει, δίνεται έμφαση στη χρήση τους σε προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης. Επίσης εκεί γίνεται για πρώτη φορά μια συστηματική προσπάθεια για τη θεωρητική τους θεμελίωση. Η δεύτερη αναφορά δίνεται για λόγους ιστορικούς, γιατί για πρώτη φορά εμφανίστηκαν σε αυτή οι ΓΑ. Στο τρίτο βιβλίο, μετά από μία σύντομη εισαγωγή στους ΓΑ με πολλά παραδείγματα, δίνεται έμφαση στην γενίκευση τους με χρήση άλλων τελεστών εκτός από αυτούς που ήδη αναφέραμε. Δηλαδή επικεντρώνεται στα Εξελικτικά Προγράμματα, τα οποία θα μας απασχολήσουν στο τελευταίο κεφάλαιο. Στο βιβλίο αυτό θα γίνεται συχνά αναφορά στα επόμενα κεφάλαια. Στην τέταρτη αναφορά γίνεται μία σύντομη αναδρομή στην τεχνολογία των ΓΑ και δίνεται έμφαση στην εφαρμογή τους σε μάθηση μηχανής, επιστημονικό μοντελάρισμα και «τεχνητή ζωή». Ο αναγνώστης παραπέμπεται σε αυτή, μόνο για να έχει μια εικόνα, της μεγάλης ποικιλίας προβλημάτων στα οποία μπορούν να εφαρμοστούν οι ΓΑ. Η τελευταία αναφορά είναι προσανατολισμένη σε εφαρμοσμένα προβλήματα, που ενδιαφέρουν κυρίως τους μηχανικούς.

Τελειώνοντας τη μελέτη του κεφαλαίου 1, καλό θα ήταν να ελέγξετε κατά πόσο επιτύχατε τα Προσδοκώμενα Αποτελέσματα. Συγκεκριμένα ελέγξετε κατά πόσο είστε τώρα σε θέση να:

- *απαριθμήσετε τα πλεονεκτήματα των ΓΑ έναντι των κλασικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης,*
- *περιγράψετε τα βασικά στοιχεία της θεωρίας Εξέλιξης των Ειδών.*
- *περιγράψετε τα κύρια χαρακτηριστικά ενός ΓΑ.*
- *περιγράψετε τα βασικά δομικά στοιχεία ενός ΓΑ.*
- *περιγράψετε τα βήματα κωδικοποίησης ενός προβλήματος βελτιστοποίησης, με σκοπό της επίλυσή του με ΓΑ.*

Στην κλωνοποίηση, οι απόγονοι φέρουν τα χαρακτηριστικά (χρωμοσώματα) του ενός μόνο γονέα. Συμβάλλει αυτού του είδους η αναπαραγωγή στη βελτίωση και εξέλιξη των ειδών;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 1.8

Βιβλιογραφία

ΠΡΟΑΙΡΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Goldberg D.E.,*GENETIC ALGORITHMS in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

[2] *Holland J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems,* M.I.T. Press, 1975.

[3] Michalewich Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs,* Springer–Verlag, 2nd ed., 1992.

[4] Mitchel, Melanie, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, 1996.

[5] Davis L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Ένας απλός Γενετικός Αλγόριθμος

Σκοπός

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν τα βασικά χαρακτηριστικά των Γενετικών Αλγορίθμων, όπως η κωδικοποίηση των τιμών των μεταβλητών, η ταυτόχρονη αναζήτηση σε πολλά σημεία, η αντικειμενική συνάρτηση και η χρήση πιθανοτικών μεθόδων αναζήτησης. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα βασικά δομικά στοιχεία που πρέπει να έχει ένας ΓΑ και δίνεται ένα απλό παράδειγμα που κάνει αντιληπτή την εφαρμογή της θεωρίας.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Μελετώντας αυτό το κεφάλαιο, ο αναγνώστης θα έχει την ευκαιρία να παρακολουθήσει τη διαδικασία γενίκευσης αυτών των απλών δομών, έτσι ώστε να μπορούν να εφαρμόζονται σε δύσκολα, από υπολογιστική άποψη, πραγματικά προβλήματα και να οδηγούν στη λύση τους. Δηλαδή, θα έχει εξοικειωθεί με τη διαδικασία μετατροπής ενός μαθηματικού προβλήματος βελτιστοποίησης, σε Γενετικό Αλγόριθμο. Συγκεκριμένα θα μπορεί να υλοποιήσει τα παρακάτω βήματα:

- *καθορισμός κωδικοποίησης*
- *καθορισμός αντικειμενικής συνάρτησης*
- *αξιολόγηση*
- *αναπαραγωγή (επιλογή, διασταύρωση, μετάλλαξη)*

Η μελέτη της εφαρμογής θα του δώσει τη δυνατότητα να μπορεί να επιλύσει εύκολα, γράφοντας και εκτελώντας απλά προγράμματα, ανάλογα προβλήματα.

Έννοιες κλειδιά

- *εξελικτικοί αλγόριθμοι*
- *πιθανοθεωρητικοί κανόνες αναζήτησης*
- *ντετερμινιστικοί κανόνες αναζήτησης*
- *αρχικοποίηση*
- *αποκωδικοποίηση*
- *αναπαραγωγή*

- *επιλογή*
- *εξαναγκασμένη ρουλέτα*
- *πιθανότητα διασταύρωσης*
- *πιθανότητα μετάλλαξης*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Όπως αναφέραμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, οι λειτουργίες ενός Γενετικού Αλγορίθμου αποτελούν μια εντυπωσιακή και πρωτότυπη μεταφορά των μεθόδων της φύσης στα τεχνητά περιβάλλοντα. Συγκεκριμένα, είδαμε πως ιδέες από τη θεωρία της Εξέλιξης των Ειδών μπορούν να εφαρμοσθούν στην επίλυση δύσκολων, από υπολογιστική άποψη, προβλημάτων. Αυτός είναι ο λόγος που οι ΓΑ στη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρονται και ως Εξελικτικοί Αλγόριθμοι. Στην ενότητα αυτή γίνεται μια πρώτη γνωριμία με τα τέσσερα κύρια χαρακτηριστικά των ΓΑ, τις ιδέες που παρουσιάζουν και τις πρωτοτυπίες που εισάγουν. Επίσης, θα γίνει αναφορά σε πιθανοτικούς και ντετερμινιστικούς κανόνες αναζήτησης. Πιθανοτικοί είναι οι κανόνες των οποίων το αποτέλεσμα ισχύει με κάποια πιθανότητα. Ντετερμινιστικοί είναι οι κανόνες των οποίων το αποτέλεσμα είναι καθορισμένο αιτιοκρατικά. Όπως θα δούμε στη συνέχεια οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χρησιμοποιούν πιθανοτικούς κανόνες αναζήτησης, αλλά δεν λαμβάνονται αποφάσεις στην τύχη. Με την εφαρμογή των γενετικών τελεστών (της επιλογής, της διασταύρωσης, της μετάλλαξης και της αξιολόγησης), το στοιχείο της τύχης χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα.

2.1 Κύρια χαρακτηριστικά ενός Γενετικού Αλγόριθμου

Οι ΓΑ πλεονεκτούν αισθητά στη λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης από τις παραδοσιακές μεθόδους. Αυτό συμβαίνει, διότι διαφέρουν θεμελιωδώς από αυτές. Τα κυριότερα νέα χαρακτηριστικά που τους διαφοροποιούν, αλλά και τους δίνουν υπεροχή είναι, σύμφωνα με τον D. Goldberg [1], τα εξής:

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

2. *Οι ΓΑ κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα:* Σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεκτικά από σημείο σε σημείο του πεδίου ορισμού του προβλήματος. Αυτό, το βήμα προς βήμα, ενέχει αρκετούς κινδύνους, ο κυριότερος από τους οποίους είναι να περιοριστεί η αναζήτηση σε μια περιοχή τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Οι ΓΑ εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων (σύνολο από συμβολοσειρές). Έτσι μπορούν να «ανεβαίνουν» πολλούς

λόφους (hillclimbing) την ίδια στιγμή, ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή. Γυρίζοντας στο παράδειγμα με το μαύρο κουτί, οι κλασικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπτών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Αντιθέτως, ένας ΓΑ αρχίζει το ψάξιμό του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούριους. Ένας αρχικός πληθυσμός θα μπορούσε να είναι, π.χ. 01101, 11000, 01000 και 10011. Έπειτα, «τρέχοντας» ο αλγόριθμος δημιουργεί νέους πληθυσμούς, που σιγά σιγά συγκλίνουν προς την επιθυμητή λύση. Διαλέγοντας έναν πληθυσμό που να καλύπτει αντιπροσωπευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

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

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

Τα τέσσερα προαναφερθέντα χαρακτηριστικά συμβάλουν αποφασιστικά ώστε να έχουν οι ΓΑ την πολυπόθητη ιδιότητα της ευρωστίας, που συζητήθηκε και στην ενότητα 1.2.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.1

Ποιο στοιχείο είναι εκείνο που επιτρέπει στους ΓΑ να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων; Να αιτιολογήσετε την απάντησή σας σε πέντε σειρές.

Δραστηριότητα 2.1

Θεωρήστε ένα μαύρο κουτί που περιέχει οκτώ διακόπτες πολλών θέσεων. Οι διακόπτες 1 και 2 μπορούν να τοποθετηθούν σε 16 θέσεις ο καθένας. Οι διακόπτες 3, 4 και 5 είναι διακόπτες πέντε θέσεων και οι διακόπτες 6, 7 και 8 έχουν μόνο δύο θέσεις. Να υπολογίσετε τον αριθμό όλων των δυνατών θέσεων για αυτή τη συσκευή.

2.2 Βασικά στοιχεία ενός Γενετικού Αλγόριθμου

Στην ουσία, ένας τυπικός ΓΑ περιλαμβάνει απλές λειτουργίες, που όμως κρύβουν μέσα τους μεγάλη ισχύ. Αυτός ο συνδυασμός απλοϊκότητας και ισχύος είναι το μεγαλύτερο θέλγητρο 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 ΓΑ 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 απαραίτητα συστατικά για έναν ΓΑ

Η ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ

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. Εξάλλου, 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 εκμετάλλευση 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 καθεμία 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 ΓΑ και, αν δεν είναι προσεκτική, πιθανότατα θα αποβεί μοιραία για την επιτυχία του. Η καταλληλότητα της κωδικοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαίσθηση 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 οι οποίοι καθορίζουν το είδος της κωδικοποίησης που πρέπει να επιλεχθεί 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, με τη βοήθεια παραδειγμάτων.

Παράδειγμα 2.1

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 ΓΑ πρέπει να επινοηθεί ένας τρόπος κωδικοποίησης των πιθανών λύσεων. Ο πιο προφανής και τελικά, όπως θα αποδειχθεί, πιο αποτελεσματικός τρόπος κωδικοποίησης είναι να αναπαρασταθεί η κάθε λύση με μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους 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.

Η ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ

Το δεύτερο βασικό στοιχείο σύνδεσης ενός ΓΑ 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 2.1, η αντικειμενική συνάρτηση 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 τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης και που, για αυτή την περίπτωση είναι η ίδια η εικόνα της από τη συνάρτηση f.

Με τον καθορισμό της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης, πλέον, ορίζεται το πρόβλημα και ολοκληρώνεται το πρώτο στάδιο εφαρμογής ενός ΓΑ. Αξίζει να σημειωθεί η αυτονομία και ανεξαρτησία αυτού του σταδίου από τα επόμενα μέρη. Οι λειτουργίες που ακολουθούν από εδώ και πέρα δεν εξαρτώνται από το πώς γίνεται η αναπαράσταση των ατόμων στο τεχνητό περιβάλλον και με ποιο τρόπο αξιολογούνται οι ικανότητές τους. Αυτό είναι σπουδαίο χαρακτηριστικό, διότι επιτρέπει την διαπραγμάτευση πολλών προβλημάτων με μια απλή αλλαγή στην αντικειμενική συνάρτηση, ίσως και στην κωδικοποίηση. Η φάση ορισμού της κωδικοποίησης και της αντικειμενικής συνάρτησης υπάρχουν πάντα σε κάθε ΓΑ, ανεξαρτήτως του προβλήματος.

ΟΙ ΓΕΝΕΤΙΚΕΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ

Στο επόμενο στάδιο περιλαμβάνονται λειτουργίες που ανήκουν στη φάση τρεξίματος του ΓΑ. Εδώ γίνεται ο κύριος όγκος της εργασίας και παράγεται το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης. Η δομή ενός ΓΑ αποτελείται από τα παρακάτω βήματα:

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

Η αρχικοποίηση είναι το βήμα στο οποίο ορίζεται ο αρχικός πληθυσμός, πάνω στον οποίο θα λάβουν χώρα οι λειτουργίες του ΓΑ. Ο πληθυσμός αυτός διαλέγεται με τυχαίο τρόπο ανάμεσα σε όλες τις δυνατές τιμές των μεταβλητών του προβλήματος, ενώ το μέγεθός του ορίζεται από το χρήστη (συνήθως, όμως, εξαρτάται από τους πόρους που αυτός έχει στη διάθεσή του). Σε μερικές υλοποιήσεις, η επιλογή των αρχικών σημείων γίνεται με ευρετικές μεθόδους, δίνοντας εξαρχής ένα πλεονέκτημα στην αναζήτηση. Έστω ότι στο Παράδειγμα 2.1, το μέγεθος του πληθυσμού είναι 4. Μένει να επιλεχτούν 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 καθεμία. Ένα πιθανό σενάριο θα μπορούσε να βγάλει τις συμβολοσειρές 01101, 11000, 01000 και 10011.

Αφού προκύψει η πρώτη γενιά, ο ΓΑ 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 γονίδιά 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 αντίστοιχα των γονιδίων. Ο φαινότυπος αναφέρεται στην παρατηρήσιμη εμφάνιση μιας συμβολοσειράς, στο πώς φαίνεται στο περιβάλλον της. Περιβάλλον, όμως, θεωρείται η αντικειμενική συνάρτηση, άρα ο φαινότυπος μιας συμβολοσειράς αντιστοιχεί στην αποκωδικοποιημένη τιμή της, 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 τη διάρκεια της ζωής τους. Συνεπώς, ο υπολογισμός της ικανότητας είναι θεμελιώδης λειτουργία για το ΓΑ 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.

Η ΑΝΑΠΑΡΑΓΩΓΗ

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

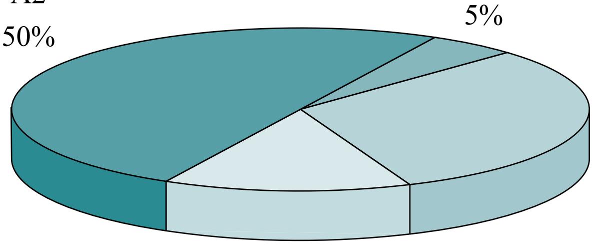
Με την επιλογή, βρίσκει εφαρμογή στα πλαίσια του αλγορίθμου, ο νόμος της επιβίωσης του ικανότερου. Μέσω αυτής της διαδικασίας, καθορίζεται ποια άτομα από τον υπάρχοντα πληθυσμό θα έχουν την ευκαιρία να λάβουν μέρος στην αναπαραγωγή και να κληροδοτήσουν στην επόμενη γενιά μέρος ή το σύνολο των χαρακτηριστικών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

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι υλοποίησης της επιλογής στα πλαίσια ενός ΓΑ. 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 τελεστής αναπαραγωγής μπορεί να εκφραστεί σε αλγοριθμική βάση, με πολλούς τρόπους. Ίσως ο ευκολότερος από αυτούς είναι η έκφραση μέσω μιας εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε συμβολοσειρά ενός πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας, σε αναλογία με την απόδοσή της, όπως εισάγεται για πρώτη φορά στο κεφάλαιο 1 της αναφοράς [1]. Για να εξηγήσουμε τη χρήση της εξαναγκασμένης ρουλέτας, θεωρούμε τον πληθυσμό των τεσσάρων συμβολοσειρών, που έχουμε δημιουργήσει με τη ρίψη ενός νομίσματος 20 φορές. Έστω, ότι έχουμε μετρήσει την απόδοση (δηλαδή την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης), για κάθε συμβολοσειρά, όπως φαίνεται στον Πίνακα 2.1:

Πίνακας 2.1

αριθμός συμβολοσειράς	συμβολοσειρά	απόδοση	απόδοση %
1.	0 1 1 0 1	169	14.4
2.	1 1 0 0 0	576	49.2
3.	0 1 0 0 0	64	5.5
4.	1 0 0 1 1	361	30.9
σύνολο		1170	100.0

Αθροίζοντας την απόδοση των τεσσάρων συμβολοσειρών παίρνουμε άθροισμα 1170. Το ποσοστό κάθε συμβολοσειράς στην συνολική απόδοση του πληθυσμού φαίνεται στην τελευταία στήλη του πίνακα. Αυτή η αντιστοιχία στην εξαναγκασμένη ρουλέτα γι' αυτή τη γενιά αναπαραγωγής φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 2.1.



Σχήμα 2.1
Σχηματική αναπαράσταση της εξαναγκασμένης ρουλέτας.

Για να γίνει τώρα η αναπαραγωγή, στρίβουμε τη ρουλέτα τέσσερις φορές. Για το συγκεκριμένο πρόβλημα, η συμβολοσειρά Νο 1 έχει απόδοση 169, η οποία αντιπροσωπεύει το 14.4% της συνολικής απόδοσης. Σαν αποτέλεσμα η συμβολοσειρά Νο 1 αντιστοιχεί στο 14,4% της επιφάνειας της ρουλέτας και σε κάθε στρίψιμο της ρουλέτας θα δώσει σαν αποτέλεσμα αυτή τη συμβολοσειρά, με πιθανότητα 0,144. Με αυτό τον τρόπο οι συμβολοσειρές που έχουν τη μεγαλύτερη απόδοση, θα έχουν μεγαλύτερο πλήθος αντιγράφων (απογόνων) στην επόμενη γενιά, ενώ αυτές που έχουν χαμηλή απόδοση δεν θα υπάρχουν. Όταν μία συμβολοσειρά επιλεγεί, δημιουργείται ένα ακριβές αντίγραφό της και μαζί με τα αντίγραφα άλλων συμβολοσειρών, που παράγονται με τον ίδιο τρόπο, δημιουργείται ένας νέος δοκιμαστικός πληθυσμός, ο οποίος θα υποστεί περισσότερες γενετικές διαδικασίες. Αυτός ο νέος πληθυσμός αναφέρεται στη διεθνή βιβλιογραφία [1] και σαν *δεξαμενή ζευγαρώματος (mating pool).*

Η ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗ

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. Το ποιος θα ζευγαρώσει με ποιον, από τα άτομα του προσωρινού πληθυσμού, ίσως να επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου. Προς το παρόν όμως αυτό αποτελεί αντικείμενο μελέτης και στη βιβλιογραφία σε όλες τις εφαρμογές το ζευγάρωμα γίνεται με τυχαίο τρόπο. Σε κάθε ομάδα, τα δύο μέλη παίρνουν μέρος σε μια απλή λειτουργία ανταλλαγής γενετικού υλικού που ονομάζεται διασταύρωση. Η διασταύρωση είναι μια απαραίτητη λειτουργία που συμβάλει αποφασιστικά στην επίδοση ενός ΓΑ. Εξ αιτίας αυτής της σπουδαιότητας, έχει γίνει αρκετή έρευνα και έχουν επινοηθεί πολλοί τρόποι υλοποίησης του. Μερικοί μπορούν να εφαρμοστούν σε κάθε τύπο προβλήματος, ενώ άλλοι είναι πιο κατάλληλοι και εξειδικευμένοι για ειδικές περιπτώσεις. Στόχος της διασταύρωσης είναι η νέα γενιά που θα προκύψει μετά την εφαρμογή της να περιλαμβάνει άτομα που θα διαφέρουν από τους γονείς τους και θα φέρουν συνδυασμό των καλύτερων χαρακτηριστικών τους. Ερευνητές που ασχολούνται χρόνια με τους ΓΑ υποστηρίζουν ότι, αν αφαιρεθεί η διασταύρωση από έναν ΓΑ, τότε μειώνεται σημαντικά η απόδοσή του, αλλά αυτή δεν είναι μια άποψη με καθολική αποδοχή [3].

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 στον επόμενο αναπαραγωγικό κύκλο, λόγω μικρής απόδοσης. Στην πράξη, η διασταύρωση χρησιμοποιείται με παραμετροποιημένη μορφή, δηλαδή λαμβάνει χώρα με πιθανότητα, την λεγόμενη *πιθανότητα διασταύρωσης (crossover probability)* p_c, που καθορίζεται από το σχεδιαστή του ΓΑ Συνήθως, αυτή η πιθανότητα ποικίλει από πρόβλημα σε πρόβλημα, ενώ είναι δυνατό και να αλλάζει κατά τον χρόνο τρεξίματος. Επίσης, πρέπει να αναφέρουμε ότι η τιμή αυτής της πιθανότητας επηρεάζει το χρόνο τρεξίματος του αλγορίθμου, δηλαδή τη σύγκλισή του. Η τιμή p_c=1, σημαίνει συνεχή εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης, άρα το ψάξιμο γίνεται με μικρό βήμα. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα η αναζήτηση να γίνει σε όλο το χώρο, άρα ο αλγόριθμος θα συγκλίνει στο βέλτιστο, αλλά πολύ αργά. Αντίθετα, χρησιμοποιώντας μικρές τιμές της p_c έχει σαν αποτέλεσμα το ψάξιμο να κάνει άλματα, άρα ο αλγόριθμος είναι πιθανόν να συγκλίνει πιο γρήγορα. Χρησιμοποιώντας μεγάλο βήμα, υπάρχει ο κίνδυνος, ο αλγόριθμος να ξεπεράσει το βέλτιστο και έτσι να αποκλίνει. Έτσι, επιλέγουμε συνήθως μεγάλο βήμα στην αρχή του ψαξίματος, και στη συνέχεια, όταν ο αλγόριθμος προσεγγίσει την τιμή του βέλτιστου, χρησιμοποιούμε μικρό βήμα αναζήτησης. Με αυτό τον τρόπο, μπορούμε να αυξήσουμε την ταχύτητα αναζήτησης, χωρίς να κινδυνεύουμε να αποκλίνει ο αλγόριθμος.

Η ΜΕΤΑΛΛΑΞΗ

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, τη λεγόμενη *πιθανότητα μετάλλαξης (mutation probability)* p_m, 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 αντίθετη περίπτωση ο ΓΑ εκφυλίζεται σε τυχαίο ψάξιμο.

Αν και υπάρχει κάποια σύγχυση για το ρόλο της μετάλλαξης, τόσο φυσικής όσο και τεχνητής, το σίγουρο είναι πως είναι απαραίτητη. Η μετάλλαξη λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα για τις περιπτώσεις, κατά τις οποίες η επιλογή και η διασταύρωση, ενδεχομένως, χάσουν κάποιες πολύτιμες γενετικές πληροφορίες. Όταν συμβαίνει, επιφέρει ποικιλία στον πληθυσμό, ανακατευθύνει την αναζήτηση και εξασφαλίζει ότι κανένα σημείο του χώρου αναζήτησης δεν αποκλείεται από τη διαδικασία του ψαξίματος.

Συνοψίζοντας αυτή την ενότητα, μπορούμε να δώσουμε την δομή ενός Γενετικού Αλγορίθμου σαν μία ρουτίνα με τη μορφή ψευδοκώδικα, όπου $P(t)$ είναι ο πληθυσμός στην επανάληψη t, όπως φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 2.2.

```
Procedure Genetic Algorithm
begin
    t ← 0
    Αρχικοποίησε το P(t)
    Αξιολόγησε το P(t)
    while ( not συνθήκη τερματισμού) do
    begin
        t ← t+1
        Επιλογή του P(t) από το P(t–1)
        Τροποποίηση του P(t)
        Αξιολόγηση του P(t)
    end
end
```

Σχήμα 2.2

Η δομή ενός Γενετικού Αλγορίθμου.

Στο επόμενο κεφάλαιο, θα δοθεί αλγοριθμικά η υλοποίηση των παραπάνω διαδικασιών επιλογής, τροποποίησης και αξιολόγησης.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.2

Για το πρόβλημα βελτιστοποίησης της $f(x) = x^2$ στο διάστημα [1, 31], θεωρήστε τον αρχικό πληθυσμό που δίνεται στον παρακάτω Πίνακα 2.2, που παράγεται τυχαία με το στρίψιμο ενός νομίσματος (Κ–εφαλή = 1 και Γ–ράμμα = 0). Στην τελευταία στήλη δίνεται ο αριθμός αντιγράφων κάθε χρωμοσώματος, που θα περάσει στην επόμενη γενιά, όπως έχει προκύψει από την εξαναγκασμένη ρουλέτα.

(βλ. Πίνακα 2.2 στην επόμενη σελίδα)

Να συμπληρωθούν οι υπόλοιπες στήλες του πίνακα.

Αν $p_m = 0.002$, πόσα από τα 20 (4 * 5) bits θα υποστούν μετάλλαξη;

Πίνακας 2.2

Συμβολοσειρά No	Αρχικός πληθυσμός τυχαία πα–ραγόμενος	Τιμή του x (μη προσημασμένος ακέραιος)	$f(x) = x^2$	Πιθανότητα επιλογής $pselect_i = \frac{f_i}{\sum f}$	Αναμεν/νος αριθμός αντιγράφων $\frac{f_i}{\bar{f}}$	Αριθμός αντιγράφων από τη ρουλέτα
1	0 1 1 0 1					1
2	1 1 0 0 0					2
3	0 1 0 0 0					0
4	1 0 0 1 1					1
$\sum f$	–	–				
$\sum f / 4$	–	–				
Maximum	–	–				

Δραστηριότητα 2.2

Αφού συμπληρώσετε τον πίνακα 2.2, να γράψετε σε δέκα γραμμές, τι συμπεράσματα προκύπτουν συγκρίνοντας τις τρεις τελευταίες στήλες ανά δύο;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.3

Το σημείο διασταύρωσης ενός string υπολογίζεται ως εξής: μια ακέραια θέση k επιλέγεται ομοιόμορφα τυχαία μεταξύ του 1 και του μήκους l του string μείον ένα $[1, l–1]$. Τα δύο νέα strings δημιουργούνται ανταλλάσσοντας όλους τους χαρακτήρες μεταξύ των θέσεων k+1 και l αντίστοιχα. Εάν η ρίψη δύο νομισμάτων δώσει σαν αποτελέσματα $ΓΓ=11_2=3$ και $ΚΚ=01_2=1$, ποια θα είναι τα σημεία διασταύρωσης και ποιο θα είναι το αποτέλεσμα της διασταύρωσης των παρακάτω strings;

α) Γονέας 1: 0 1 1 0 1
Γονέας 2: 1 1 0 0 0

β) Γονέας 1: 1 1 0 0 0
Γονέας 2: 1 0 0 1 1

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.4

Για τη βελτιστοποίηση που περιγράφεται στην Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.2, θεωρήστε $p_c = 1$ και $p_m = 0{,}001$. Σαν σημεία διασταύρωσης να χρησιμοποιηθούν αυτά που υπολογίσθηκαν στην προηγούμενη Άσκηση (2.3). Να συμπληρωθεί ο παρακάτω Πίνακας 2.3

Πίνακας 2.3

Συμβολο-σειρά No	Πληθυσμός μετά την επιλογή	Ζευγάρωμα (τυχαία επι-λεγόμενο)	Θέση δια-σταύρωσης (τυχαία επι-λεγόμενη)	Νέος πληθυσμός	Τιμή του x (μη προση-μασμένος ακέραιος)	$f(x)=x^2$
1	0 1 1 0 1	2				
2	1 1 0 0 0	1				
3	1 1 0 0 0	4				
4	1 0 0 1 1	3				
$\sum f$	–	–	–	–	–	
$\sum f/4$	–	–	–	–	–	
Maximum	–	–	–	–	–	

Δραστηριότητα 2.3

Στην προηγούμενη άσκηση έγινε η επανάληψη ενός ΓΑ κατά ένα βήμα. Να περιγράψετε σε πέντε σειρές τα βασικά συμπεράσματα που προκύπτουν.

Δραστηριότητα 2.4

Να υλοποιήσετε μια ρουτίνα, η οποία υλοποιεί τον τελεστή αναπαραγωγής, σε αλγοριθμική βάση. Μια τέτοια μέθοδος είναι η έκφραση μέσω μιας εξαναγκασμένης ρουλέτας, στην οποία κάθε συμβολοσειρά ενός πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα μέρος της ρουλέτας, σε αναλογία με την απόδοσή της.

Δραστηριότητα 2.5

Έξι συμβολοσειρές έχουν τις ακόλουθες τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης: 5, 10, 15, 25, 50, 100. Κάνοντας χρήση της εξαναγκασμένης ρουλέτας, να υπολογίσετε τον αναμενόμενο αριθμό αντιγράφων κάθε συμβολοσειράς στο νέο πληθυσμό, εάν διατηρείται ένας σταθερός πληθυσμός μεγέθους $n = 6$.

Δραστηριότητα 2.6

Αντί να χρησιμοποιήσουμε επιλογή εξαναγκασμένης ρουλέτας κατά την αναπαραγωγή, υποθέστε ότι ορίζουμε ένα μετρητή αντιγράφων για κάθε συμβολοσειρά, ncount_i ως εξής: $ncount_i = f_i / \bar{f}$, όπου f_i είναι η καταλληλότητα (δηλαδή η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης) της i–στής συμβολοσειράς και $\bar{f}$ είναι η μέση καταλληλότητα του πληθυσμού. Ο μετρητής αντιγράφων χρησιμοποιείται τότε για να παράγει τον αριθμό των μελών της δεξαμενής ζευγαρώματος, δίνοντας στο *i*–οστό string τόσα αντίγραφα, όσο το ακέραιο μέρος του και ένα επιπλέον αντίγραφο με πιθανότητα ίση με το κλασματικό μέρος του. Για παράδειγμα, αν ο ncount_i είναι 1,25, τότε η συμβολοσειρά *i* θα έπαιρνε ένα αντίγραφο με πιθανότητα 1,0 και ένα άλλο αντίγραφο με πιθανότητα 0,25. Χρησιμοποιώντας για τη συμβολοσειρά τις τιμές καταλληλότητας της προηγούμενης άσκησης, να υπολογίσετε τον αναμενόμενο αριθμό αντιγράφων για καθεμία από τις 6 συμβολοσειρές. Να υπολογίσετε το συνολικό αριθμό συμβολοσειρών που αναμένεται στο νέο πληθυσμό, αν εφαρμοστεί αυτός ο τύπος διασταύρωσης.

2.3 Βελτιστοποίηση μιας απλής συνάρτησης

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστούν τα βασικά χαρακτηριστικά ενός ΓΑ σε σχέση με τη βελτιστοποίηση μιας συνάρτησης μιας μεταβλητής, με τη βοήθεια ενός Παραδείγματος.

Παράδειγμα 2.2

Έστω η συνάρτηση που ορίζεται ως εξής:

$$f(x) = x\sin(10\pi x) + 1.0$$

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 $f(x_0) \geq f(x)$, για κάθε $x \in$ [–1, 2].

Η ανάλυση της συνάρτησης f είναι σχετικά εύκολη. Οι ρίζες της πρώτης παραγώγου της f βρίσκονται από την

$$f'(x) = \sin(10\pi x) + 10\pi x\cos(10\pi x) = 0,$$

που δίνει $\tan(10\pi x) = -10\pi x$

Όπως αποδεικνύεται στην αναφορά [3] της προαιρετικής βιβλιογραφίας, η παραπάνω εξίσωση έχει άπειρες λύσεις της μορφής

$x_i = \dfrac{2i-1}{20} + e_i$, για i = 1, 2, …,

$x_0 = 0$,

$x_i = \dfrac{2i+1}{20} - e_i$, για i = –1, –2, …,

όπου τα e_i αντιπροσωπεύουν φθίνουσες ακολουθίες πραγματικών αριθμών που τείνουν στο μηδέν για i = 1, 2, … και i = –1, –2, … αντίστοιχα.

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

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

$$f(1.85) = 1.85\sin(18\pi + \frac{\pi}{2}) + 1.0 = 2.85\,.$$

Όπως θα δούμε παρακάτω, η χρήση ΓΑ δεν απαιτεί τη λύση της εξίσωσης. Στη συνέχεια, θα κατασκευαστεί ένας ΓΑ που να επιλύει το παραπάνω πρόβλημα του Παραδείγματος 2.2, δηλαδή να μεγιστοποιεί τη συνάρτηση f. Στις παρακάτω παραγράφους, θα γίνει μια εκτενής αναφορά στα βασικότερα συστατικά μέρη ενός τέτοιου αλγορίθμου.

ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ

Θα χρησιμοποιήσουμε ένα δυαδικό διάνυσμα ως το χρωμόσωμα που θα αναπαραστήσει τις πραγματικές τιμές της μεταβλητής x. Το μήκος του διανύσματος εξαρτάται από την επιθυμητή ακρίβεια, που στη συγκεκριμένη περίπτωση θεωρείται ότι είναι έξι δεκαδικά ψηφία. Το πεδίο ορισμού της μεταβλητής x έχει μήκος 3. Αυτό σε συνδυασμό με την επιθυμητή ακρίβεια υπαγορεύει το χωρισμό του διαστήματος [–1, 2] σε τουλάχιστον 3 · 1000000 ισομεγέθη υποδιαστήματα. Έτσι, προκύπτει ότι απαιτούνται 22 δυαδικά ψηφία για το δυαδικό διάνυσμα της αναπαράστασης, αφού

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

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

• Μετατροπή της δυαδικής συμβολοσειράς από δυαδικό σε δεκαδικό αριθμό:

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

• Εύρεση ενός αντίστοιχου πραγματικού αριθμού x τέτοιου ώστε

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

όπου –1.0 είναι το αριστερό όριο του πεδίου ορισμού και 3 είναι το μήκος του πεδίου αυτού. Για παράδειγμα, το χρωμόσωμα

(1000101110110101000111)

αντιπροσωπεύει τον αριθμό 0.637107, αφού

$$x' = (1000101110110101000111)_2 = 2288967$$

και

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

Όπως είναι φυσικό, τα χρωμοσώματα

(0000000000000000000000) και (1111111111111111111111)

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

ΑΡΧΙΚΟΣ ΠΛΗΘΥΣΜΟΣ

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.

ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ

Η συνάρτηση αξιολόγησης *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 προηγουμένως, η αντικειμενική συνάρτηση παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος, αξιολογώντας τις διάφορες πιθανές λύσεις σε σχέση με την καταλληλότητά τους. Για παράδειγμα, τα χρωμοσώματα

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

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

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

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

ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΤΕΛΕΣΤΕΣ

Κατά τη διάρκεια της φάσης εναλλαγών του ΓΑ θα χρησιμοποιηθούν οι δύο κλασικοί γενετικοί τελεστές. Ο τελεστής διασταύρωσης και ο τελεστής μετάλλαξης.

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, η μετάλλαξη έχει ως αποτέλεσμα την μετατροπή ενός ή περισσοτέρων γονιδίων με πιθανότητα ίση με το ρυθμό μετάλλαξης. Έστω ότι το πέμπτο γονίδιο από το χρωμόσωμα v_3 έχει επιλεγεί για μετάλλαξη. Αφού η τωρινή τιμή του είναι 0 θα αλλάξει σε 1 και το χρωμόσωμα v_3 μετά την μετάλλαξη θα γίνει

$$v_3' = (1110100000111111000101).$$

Το χρωμόσωμα αντιπροσωπεύει την τιμή

$$x_3' = 1.721638 \text{ και } f(x_3') = -0.082257.$$

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

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

Το χρωμόσωμα αντιπροσωπεύει την τιμή

$$x_3'' = 1.630818 \text{ και } f(x_3'') = 2.343555.$$

Αυτό σημαίνει ότι αυτή η συγκεκριμένη μετάλλαξη κατέληξε σε αύξηση της απόδοσης του χρωμοσώματος v_3, που είχε αρχική απόδοση

$$f(x_3) = 2.250650.$$

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

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

τα δύο νέα χρωμοσώματα παιδιά που προκύπτουν είναι τα εξής:

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

Οι απόγονοι αυτοί εμφανίζουν αποδόσεις

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

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

ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ

Για το συγκεκριμένο πρόβλημα του Παραδείγματος 2.2, θα χρησιμοποιηθούν οι παρακάτω τιμές για τις βασικότερες παραμέτρους του ΓΑ:

- Μέγεθος πληθυσμού $pop\_size = 50$
- Πιθανότητα διασταύρωσης $p_c = 0.25$
- Πιθανότητα μετάλλαξης $p_m = 0.01$

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στον παρακάτω Πίνακα 2.4, φαίνονται τα αποτελέσματα που πήραμε από την εφαρμογή του παραπάνω ΓΑ με τις συγκεκριμένες τιμές για τις παραμέτρους του.

Πίνακας 2.4

Αριθμός Γενεών	Μέγιστη Τιμή Αντικειμενικής Συνάρτησης
1	1.441942
6	2.250003
8	2.250283
9	2.250284
10	2.250363
12	2.328077

39	2.344251
40	2.345087
51	2.738930
99	2.849246
137	2.850217
145	2.850227

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

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

που αντιστοιχεί στην πραγματική τιμή $x_{\max} = 1.850773$.

Όπως ήταν αναμενόμενο $x_{\max} = 1.85 + e_{19}$ και το $f(x_{\max})$ είναι ελαφρώς μεγαλύτερο από 2.85.

Δραστηριότητα 2.7

Στην άσκηση 2.4 η πιθανότητα διασταύρωσης p_c ήταν ίση με 1, ενώ στην εφαρμογή του παραδείγματος 2.2 χρησιμοποιήθηκε η τιμή $p_c = 0.25$. Πιστεύετε ότι η διαφορετική τιμή αυτής της πιθανότητας επηρεάζει (και πώς) την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου; Να διατυπώσετε την απάντησή σας σε περίπου μισή σελίδα.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.5

1. Ο τελεστής διασταύρωσης που είδαμε μέχρι τώρα, λέγεται «ενός σημείου». Στο παρακάτω παράδειγμα ορίζεται ο τελεστής διασταύρωσης δύο σημείων, όπου η ανταλλαγή γίνεται μεταξύ των μεσαίων τμημάτων της συμβολοσειράς. Ποιο θα είναι το αποτέλεσμα, αν εφαρμοστεί αυτός ο τελεστής;

Γονέας 1: 1 1 0 1 | 1 0 0 1 0 1 | 1 0 1 1
Γονέας 2: 0 0 0 1 | 0 1 1 0 1 1 | 1 1 0 0

2. Επίσης μπορούμε να ορίσουμε ομοιόμορφη διασταύρωση, η οποία δουλεύει ως εξής: Επιλέγονται δύο γονείς και παράγονται δύο παιδιά. Για κάθε θέση ψηφίου των παιδιών, αποφασίζουμε τυχαία ποιος από τους γονείς συνεισφέρει την τιμή του ψηφίου του, σε ποιο από τα παιδιά. Για να το

εφαρμόσουμε, χρησιμοποιούμε ένα καλούπι, στο οποίο οι άσσοι ευνοούν τον πρώτο γονέα, ο οποίος δίνει την τιμή του ψηφίου του σε εκείνη τη θέση στο πρώτο παιδί και τα μηδενικά το δεύτερο. Το άλλο παιδί παίρνει την τιμή του ψηφίου του άλλου γονέα σε εκείνη τη θέση. Ποιο θα είναι το αποτέλεσμα αν εφαρμόσουμε αυτόν τον τελεστή στις παρακάτω συμβολοσειρές;

Γονέας 1: 1 0 0 1 0 1 1
Γονέας 2: 0 1 0 1 1 0 1
Καλούπι: 1 1 0 1 0 0 1

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.6

Έστω ότι θέλουμε να υλοποιήσουμε ένα Γενετικό Αλγόριθμο, ο οποίος θα υπολογίζει από ένα πληθυσμό 100 ατόμων εκείνο το χρωμόσωμα (μήκους 100), το οποίο έχει τους περισσότερους άσσους (1). Ποια αντικειμενική συνάρτηση θα χρησιμοποιήσουμε;

Δραστηριότητα 2.8

Μια από τις αρχικές συναρτήσεις που θα χρειαστείτε για να υλοποιήσετε τους Γενετικούς Αλγορίθμους σε ηλεκτρονικό υπολογιστή, είναι η δυνατότητα παραγωγής ψευδοτυχαίων αριθμών. Χρησιμοποιήστε τη γεννήτρια τυχαίων αριθμών, που έχει το σύστημά σας, και φτιάξτε ένα πρόγραμμα, το οποίο να παράγει 1000 τυχαίους αριθμούς μεταξύ 0 και 1. Προσδιορίστε πόσοι αριθμοί παράγονται σε καθένα από τα τέσσερα παρακάτω διαστήματα: 0.00 – 0.25, 0.25 – 0.50, 0.50 – 0.75, 0.75 – 1.00 και συγκρίνετε τα πραγματικά νούμερα με τα αναμενόμενα. Είναι η διαφορά μέσα σε λογικά όρια; Πώς μπορείτε να ποσοτικοποιήσετε εάν η διαφορά είναι λογική;

Δραστηριότητα 2.9

Υποθέστε ότι έχετε 10 συμβολοσειρές με τις ακόλουθες πιθανότητες επιλογής στην επόμενη γενιά: 0.1, 0.2, 0.05, 0.15, 0.11, 0.07, 0.04, 0.12, 0.16. Δεδομένου ότι αυτές είναι οι μόνες δυνατές επιλογές, να υπολογίσετε αν οι πιθανότητες είναι συνεπείς. Να γράψετε ένα πρόγραμμα το οποίο προσομοιώνει την επιλογή εξαναγκασμένης ρουλέτας, για αυτές τις 10 συμβολοσειρές. Περιστρέψτε τη ρουλέτα 1000 φορές και καταχωρίστε τον αριθμό επιλογών για κάθε συμβολοσειρά, συγκρίνοντας αυτό τον αριθμό με τον αναμενόμενο αριθμό επιλογών.

Δραστηριότητα 2.10

Να φτιάξετε μια ρουτίνα η οποία δέχεται δύο δυαδικές συμβολοσειρές και την τιμή της θέσης διασταύρωσης, κάνει απλή διασταύρωση και επιστρέφει τις συμβολοσειρές των δύο απογόνων. Να δοκιμάσετε το πρόγραμμα διασταυρώνοντας τα ακόλουθα strings, μήκους 10: 1011101011, 0000110100. Να θεωρήσετε τις εξής τιμές θέσης διασταύρωσης: 3, 1, 6 και 20.

Δραστηριότητα 2.11

Να φτιάξετε μια συνάρτηση μετάλλαξης, η οποία να συμπληρώνει την τιμή ενός συγκεκριμένου ψηφίου με καθορισμένη πιθανότητα μετάλλαξης p_m. Να δοκιμάσετε τη συνάρτηση εκτελώντας 1000 κλήσεις για μετάλλαξη, χρησιμοποιώντας πιθανότητες μετάλλαξης p_m = 0.001, 0.01, 0.1. Να συγκρίνετε τον αριθμό μεταλλάξεων που πραγματοποιήθηκαν με τον αναμενόμενο αριθμό.

Σύνοψη

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάστηκαν οι τέσσερις διαφορές που διαχωρίζουν τους Γενετικούς Αλγορίθμους από τις περισσότερο συμβατικές τεχνικές βελτιστοποίησης. Συγκεκριμένα αυτές οι διαφορές είναι οι παρακάτω:

1. *Απευθείας χειρισμός μιας κωδικοποίησης.*
2. *Αναζήτηση από έναν πληθυσμό και όχι ένα απλό σημείο.*
3. *Αναζήτηση μέσω δειγματοληψίας, μια τυφλή αναζήτηση.*
4. *Αναζήτηση χρησιμοποιώντας στοχαστικούς τελεστές, όχι ντετερμινιστικούς κανόνες.*

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χειρίζονται αναπαραστάσεις μεταβλητών απόφασης και ελέγχου, στο επίπεδο της συμβολοσειράς, για να εκμεταλλευτούν τις ομοιότητες μεταξύ συμβολοσειρών υψηλής επίδοσης. Οι άλλες μέθοδοι συνήθως ασχολούνται απευθείας με συναρτήσεις και τις μεταβλητές ελέγχου τους.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι δουλεύουν με έναν πληθυσμό, ενώ οι άλλες μέθοδοι δουλεύουν με ένα απλό σημείο. Συντηρώντας έναν πληθυσμό από καλά προσαρμοσμένα δείγματα, η πιθανότητα να πλησιάσουν μία λάθος κορυφή της συνάρτησης βελτιστοποίησης ελαττώνεται.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι επιτυγχάνουν την αξιοσημείωτη ποιότητά τους, αγνοώντας τις πληροφορίες, εκτός από αυτές που είναι αποφασιστικές. Οι άλλες *μέθοδοι βασίζονται σε τέτοιες πληροφορίες, άρα αυτές οι τεχνικές καταρρέουν μπροστά σε προβλήματα όπου η απαραίτητη πληροφορία δεν είναι διαθέσιμη ή είναι πολύ δύσκολο να την πάρουμε. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι επεξεργάζονται ομοιότητες στην υποκείμενη κωδικοποίηση μαζί με πληροφορίες που ταξινομούν τις δομές σύμφωνα με την ικανότητα επιβίωσης τους στο τρέχον περιβάλλον. Εκμεταλλευόμενοι τόσο ευρέως διαθέσιμες πληροφορίες, οι ΓΑ θεωρητικά μπορούν να εφαρμοστούν σε οποιοδήποτε πρόβλημα.*

Οι κανόνες μετάβασης των ΓΑ είναι στοχαστικοί, ενώ οι περισσότερες άλλες μέθοδοι χρησιμοποιούν ντετερμινιστικούς. Οπωσδήποτε υπάρχει μία διάκριση μεταξύ των τυχαιοποιημένων τελεστών των ΓΑ και άλλων μεθόδων οι οποίες είναι απλώς τυχαίοι περίπατοι. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χρησιμοποιούν τυχαία επιλογή, για να οδηγήσουν μια πολύ εκμεταλλεύσιμη αναζήτηση.

Στη συνέχεια παρουσιάσαμε και αναλύσαμε τα βασικά δομικά στοιχεία των Γενετικών Αλγορίθμων. Συνοψίζοντας, η δομή ενός ΓΑ αποτελείται από τα παρακάτω βήματα:

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

Επίσης, με τη βοήθεια Παραδειγμάτων, εξηγήθηκε η λειτουργία αυτών των χαρακτηριστικών και δόθηκε η αλγοριθμική βάση για την υλοποίηση της κωδικοποίησης / αποκωδικοποίησης, της αξιολόγησης και των γενετικών τελεστών.

Ο απλός Γενετικός Αλγόριθμος που μελετήθηκε σε αυτό το κεφάλαιο, σας έδωσε τη δυνατότητα να δείτε πώς εφαρμόζεται στην πράξη αυτή η αφαίρεση της Εξελικτικής Θεωρίας. Στα επόμενα κεφάλαια, θα αναλύσουμε τη λειτουργία του πολύ προσεκτικά. Μετά από αυτό, αφού υλοποιήσουμε έναν απλό ΓΑ με ένα εύκολο πρόγραμμα σε ηλεκτρονικό υπολογιστή, θα μελετήσουμε *τη θεωρητική τους θεμελίωση. Επίσης θα μελετήσουμε δομές δεδομένων, που είναι χρήσιμες στην κωδικοποίηση προβλημάτων για επίλυση με ΓΑ. Τέλος θα εξετάσουμε μερικές εφαρμογές τους σε τρία πρακτικά προβλήματα και ορισμένα θέματα του Εξελικτικού Προγραμματισμού.*

Στη βιβλιογραφία που ακολουθεί, η πρώτη αναφορά χρησιμοποιείται σαν συμπληρωματική βιβλιογραφία. Ήδη ο αναγνώστης έχει παραπεμφθεί για να μελετήσει με λεπτομέρεια ορισμένα θέματα. Από τη συμπληρωματική βιβλιογραφία, η πρώτη αναφορά δίνεται για λόγους ιστορικούς, γιατί για πρώτη φορά εμφανίστηκαν σε αυτή οι ΓΑ. Η εφαρμογή που παρουσιάστηκε σε αυτό το κεφάλαιο είναι από την δεύτερη αναφορά. Στο βιβλίο αυτό δίνεται έμφαση στην γενίκευση των ΓΑ, με χρήση άλλων τελεστών εκτός από αυτούς που ήδη αναφέραμε. Δηλαδή επικεντρώνεται στα Εξελικτικά Προγράμματα, τα οποία θα μας απασχολήσουν στο τελευταίο κεφάλαιο. Στην τρίτη αναφορά γίνεται μία σύντομη αναφορά στην τεχνολογία των ΓΑ και δίνεται έμφαση στην εφαρμογή τους σε μάθηση μηχανής, επιστημονικό μοντελάρισμα και «τεχνητή ζωή». Ο αναγνώστης παραπέμπεται σε αυτή, μόνο για να έχει μια εικόνα, της μεγάλης ποικιλίας προβλημάτων στα οποία μπορούν να εφαρμοστούν οι ΓΑ. Η τελευταία αναφορά είναι προσανατολισμένη σε εφαρμοσμένα προβλήματα, που ενδιαφέρουν κυρίως τους μηχανικούς.

Αφού ολοκληρώσετε την μελέτη του κεφαλαίου 2, στην οποία συμπεριλαμβάνεται και η Απάντηση των Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και των Δραστηριοτήτων, παρακαλούμε να επιστρέψετε στα Προσδοκώμενα Αποτελέσματα. Μπορείτε τώρα να ελέγξετε κατά πόσο έχετε εξοικειωθεί με τη διαδικασία μετατροπής ενός μαθηματικού προβλήματος βελτιστοποίησης, σε Γενετικό Αλγόριθμο. Συγκεκριμένα θα πρέπει να μπορείτε να υλοποιήσετε τα παρακάτω βήματα:

- *καθορισμός κωδικοποίησης,*
- *καθορισμός αντικειμενικής συνάρτησης,*
- *αξιολόγηση,*
- *αναπαραγωγή (επιλογή, διασταύρωση, μετάλλαξη).*

Η μελέτη της εφαρμογής πρέπει να σας έχει δώσει τη δυνατότητα να μπορείτε να επιλύσετε εύκολα, γράφοντας και εκτελώντας απλά προγράμματα, ανάλογα προβλήματα.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.7

Να αναφέρετε τις τέσσερις βασικές διαφορές που ξεχωρίζουν τους Γενετικούς Αλγορίθμους από τις άλλες (κλασικές) μεθόδους αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

Βιβλιογραφία

ΥΠΟΧΡΕΩΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Goldberg D.E.,*GENETIC ALGORITHMS in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

ΠΡΟΑΙΡΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[2] *Holland J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems,* M.I.T. Press, 1975.

[3] Michalewich Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs,* Springer–Verlag, 2nd ed., 1992.

[4] Mitchel, Melanie, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, 1996.

[5] Davis L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Ανάλυση των Γενετικών Αλγορίθμων

Σκοπός

Στα δύο προηγούμενα κεφάλαια έγινε η εισαγωγή στα δομικά στοιχεία ενός Γενετικού Αλγορίθμου και ακολούθησε η ανάλυση των βασικών χαρακτηριστικών τους. Η αναλυτική παρουσίαση της επίλυσης ενός απλού προβλήματος βελτιστοποίησης, με τη χρήση ΓΑ, βοήθησε ώστε να γίνει αντιληπτή η θεωρία.

Ο σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να αναλυθεί η διαδικασία υλοποίησης ενός ΓΑ. Πρώτα, με τη βοήθεια ενός πιο σύνθετου παραδείγματος, θα γίνει συστηματική ανάλυση των βημάτων υλοποίησης ενός ΓΑ. Συγκεκριμένα θα αρχίσουμε με την κωδικοποίηση του προβλήματος, θα αναλύσουμε τις δομές δεδομένων που χρειάζονται και θα παρουσιάσουμε την υλοποίηση των γενετικών τελεστών. Παράλληλα, θα δούμε πώς αντιμετωπίζονται τα επιμέρους προβλήματα που παρουσιάζονται σε καθεμία από αυτές τις ενέργειες. Τέλος θα εξετάσουμε την ερμηνεία των αποτελεσμάτων και θα γίνει μια σύντομη παρουσίαση ορισμένων περιορισμών. Δηλαδή θα αναφέρουμε τους περιορισμούς που έχουν οι αντικειμενικές συναρτήσεις, όσον αφορά το πεδίο ορισμού τους και τις πλεονάζουσες τιμές στη δυαδική κωδικοποίηση διακριτών μεταβλητών.

Συνοψίζοντας, μπορούμε να πούμε ότι σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να εξετάσει πως δουλεύουν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

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

- *κωδικοποιήσετε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, ώστε να μπορεί να επιλυθεί με ΓΑ,*
- *υλοποιήσετε, με τη βοήθεια προγράμματος σε Η/Υ, ένα ΓΑ,*
- *σχεδιάσετε τις δομές δεδομένων, να επιλέξετε και διακριτοποιήσετε τις παραμέτρους και να κωδικοποιήσετε τις μεταβλητές ως δυαδικές συμβολοσειρές,*
- *ερμηνεύσετε τα αποτελέσματα που θα πάρετε μετά από την εκτέλεση του ΓΑ, δηλαδή να ελέγξετε αν είναι αποδεκτά,*
- *αντιμετωπίσετε το πρόβλημα της ενσωμάτωσης ανισοτικών περιορισμών και των πλεοναζουσών τιμών.*

Έννοιες κλειδιά

- *ακρίβεια αναπαράστασης*
- *δομές δεδομένων*
- *υλοποίηση*
- *κριτήριο τερματισμού*
- *ερμηνεία αποτελεσμάτων*
- *περιορισμοί*
- *μέθοδος ποινής*
- *πλεονάζουσες τιμές*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Όπως αναφέρεται στην [1]: «Πολλοί χρήστες όταν προσεγγίζουν Γενετικούς Αλγορίθμους για πρώτη φορά διστάζουν, μη ξέροντας από πού και πώς να ξεκινήσουν. Από μια σκοπιά, αυτή η αντίδραση αποστροφής είναι παράξενη ...». Πράγματι, στα δύο προηγούμενα κεφάλαια είδαμε ότι οι ΓΑ είναι αρκετά απλοί, περιλαμβάνοντας απλές διαδικασίες, όπως η παραγωγή τυχαίων αριθμών, η αντιγραφή συμβολοσειρών, οι ανταλλαγές τμημάτων συμβολοσειρών και ο υπολογισμός της τιμής κάποιας συνάρτησης. Για μια μεγάλη κατηγορία χρηστών, όπως οι μηχανικοί και οι προγραμματιστές αυτή η απόλυτη απλότητα αποτελεί μέρος του ίδιου του προβλήματος. Αυτά τα άτομα είναι εξοικειωμένα με τη χρήση και τον προγραμματισμό σε κώδικα υψηλού επιπέδου, που περιλαμβάνει σύνθετα μαθηματικά, πολύπλοκες δομές και βάσεις δεδομένων και γενικά περίπλοκους υπολογισμούς. Επιπλέον, αυτοί οι ίδιοι χρήστες είναι περισσότερο εξοικειωμένοι με τη συνηθισμένη επανάληψη αιτιοκρατικών προγραμμάτων για ηλεκτρονικό υπολογιστή. Ο απευθείας χειρισμός συμβολοσειρών από δυαδικά ψηφία, η κατασκευή μη συνηθισμένων κωδίκων και ακόμη η τυχαιότητα των γενετικών τελεστών μπορούν να δημιουργήσουν δυσκολίες, οι οποίες εμποδίζουν την αποτελεσματική εφαρμογή των αλγορίθμων.

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα προσπαθήσουμε να υπερπηδήσουμε αυτά τα εμπόδια, κατασκευάζοντας πρώτα τις δομές δεδομένων και τους αλγορίθμους που είναι απαραίτητοι για την υλοποίηση των επιμέρους βημάτων του ΓΑ, που περιγράφτηκαν στα δύο προηγούμενα κεφάλαια. Επίσης, θα εξετάσουμε μερι-

κά θέματα που προκύπτουν κατά την υλοποίηση, όπως η διακριτοποίηση των παραμέτρων, η κωδικοποίηση των συμβολοσειρών, η επιλογή των παραμέτρων και η αντιστοίχηση της συνάρτησης αξιολόγησης (καταλληλότητας), θέματα τα οποία προκύπτουν κατά την εφαρμογή των ΓΑ σε πρακτικά προβλήματα.

Επίσης, θα παρουσιάσουμε δύο ακόμη προβλήματα, που πιθανόν να συναντήσουμε κατά τη σχεδίαση ενός ΓΑ. Το πρώτο αφορά την περίπτωση κατά την οποία ο ορισμός της αντικειμενικής συνάρτησης περιλαμβάνει την ικανοποίηση ανισοτικών περιορισμών. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται εύκολα με την ενσωμάτωση των περιορισμών στη συνάρτηση. Το δεύτερο, αφορά τις τιμές που περισσεύουν, κατά τη δυαδική κωδικοποίηση μιας διακριτής μεταβλητής. Αυτό προκύπτει επειδή το πλήθος των τιμών που μπορεί να πάρει η μεταβλητή, δεν είναι δύναμη του 2. Επειδή αυτά τα θέματα δεν εξαντλούνται με ένα παράδειγμα, θα δοθεί η δυνατότητα παραπέρα εξάσκησης, με τη βοήθεια ασκήσεων και δραστηριοτήτων.

3.1 Ανάλυση των Γενετικών Αλγόριθμων

Σκοπός

Σκοπός αυτής της ενότητας είναι να εξετάσει πώς δουλεύουν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι. Συγκεκριμένα, με τη βοήθεια ενός παραδείγματος βελτιστοποίησης μιας συνάρτησης, θα γίνει συστηματική ανάλυση των βημάτων υλοποίησης ενός ΓΑ. Θα αρχίσουμε την παρουσίαση με την κωδικοποίηση του προβλήματος, θα αναλύσουμε τις δομές δεδομένων που χρειάζονται και θα παρουσιάσουμε την υλοποίηση των γενετικών τελεστών. Παράλληλα, θα δούμε πώς αντιμετωπίζονται τα επιμέρους προβλήματα που παρουσιάζονται σε καθεμία από αυτές τις ενέργειες. Τέτοια προβλήματα είναι η ακρίβεια αναπαράστασης της τιμής κάθε πραγματικής μεταβλητής, η επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης, όταν αυτή δεν καθορίζεται από το πρόβλημα, η επιλογή των παραμέτρων και ο καθορισμός της συνθήκης τερματισμού του αλγορίθμου. Επίσης, θα συζητηθεί η ερμηνεία και η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων, μετά την εκτέλεση του αλγορίθμου.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε τελειώσει τη μελέτη αυτής της ενότητας, θα μπορείτε να:

- *κωδικοποιήσετε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, ώστε να μπορεί να επιλυθεί με ΓΑ,*
- *ορίσετε τις δομές δεδομένων που χρειάζονται,*
- *υλοποιήσετε ένα ΓΑ, με τη βοήθεια προγράμματος σε Η/Υ,*
- *αντιμετωπίσετε τις επιμέρους δυσκολίες που πιθανόν θα προκύψουν κατά την υλοποίηση, όπως η επιλογή και διακριτοποίηση των παραμέτρων και η κωδικοποίηση των συμβολοσειρών,*
- *ορίσετε τον αρχικό πληθυσμό και τις παραμέτρους,*
- *ερμηνεύσετε τα αποτελέσματα που θα πάρετε μετά από την εκτέλεση του ΓΑ, δηλαδή να ελέγξετε κατά πόσο είναι αποδεκτά.*

Σε αυτή την ενότητα, θα αναλύσουμε τις ενέργειες ενός ΓΑ για ένα απλό πρόβλημα βελτιστοποίησης. Έστω ότι το πρόβλημα βελτιστοποίησης που θέλουμε να επιλύσουμε είναι ένα πρόβλημα μεγιστοποίησης της τιμής μιας συνάρτησης $f(x)$, δηλαδή θέλουμε να υπολογίσουμε την τιμή του $x = x_{\max}$, έτσι ώστε $f(x_{\max}) = \max$. Στην περίπτωση αυτή ως αντικειμενική συνάρτηση θα χρησιμοποιήσουμε την f. Όταν αντιμετωπίζουμε ένα πρόβλημα ελαχιστοποίησης μιας συνάρτησης f, το πρόβλημα αυτό ισοδυναμεί με τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης g, όπου $g = -f$.

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

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

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

Προκειμένου να λύσουμε το παραπάνω πρόβλημα με Γενετικό Αλγόριθμο, πρέπει να κάνουμε τα παρακάτω βήματα:

1. Καθορισμός κωδικοποίησης μεταβλητών.

2. Καθορισμός δομών δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν.

3. Επιλογή αντικειμενικής συνάρτησης.

4. Υλοποίηση αξιολόγησης και επιλογής.

5. Υλοποίηση τελεστών διασταύρωσης και μετάλλαξης.

6. Αρχικοποίηση.

7. Κριτήριο(α) τερματισμού.

Πριν προχωρήσουμε στην παραπέρα ανάλυση αυτών των βημάτων, πρέπει πρώτα να καθορίσουμε το μήκος της συμβολοσειράς. Αυτός ο καθορισμός θα γίνει σε σχέση με την επιθυμητή ακρίβεια και τις δομές δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν.

ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΜΗΚΟΥΣ ΤΗΣ ΣΥΜΒΟΛΟΣΕΙΡΑΣ

Για να επιτευχθεί ακρίβεια q δεκαδικών ψηφίων για κάθε μεταβλητή, θα πρέπει κάθε διάστημα τιμών $D_i = [a_i, b_i]$ να διαχωριστεί σε $(b_i - a_i)\cdot 10^q$ ίσα υποδιαστήματα. Έστω m_i ο μικρότερος ακέραιος για τον οποίο ισχύει ότι $(b_i - a_i)\cdot 10^q \le 2^{m_i} - 1$. Τότε, η αναπαράσταση των μεταβλητών ως δυαδικές συμβολοσειρές μήκους m_i ικανοποιεί την απαίτηση για ακρίβεια q δεκαδικών ψηφίων της i–οστής μεταβλητής.

Η ακόλουθη σχέση μετατρέπει κάθε τέτοια συμβολοσειρά, την οποία ονομάζουμε για συντομία bin_str, στον αντίστοιχο πραγματικό αριθμό:

$$x_i = a_i + decimal(bin\_str)\cdot\frac{b_i - a_i}{2^{m_i} - 1}, \tag{3.1}$$

όπου συνάρτηση $decimal(bin\_str)$ επιστρέφει την αντίστοιχη δεκαδική τιμή για το δυαδικό αριθμό που περιέχει η bin_str. Μια τέτοια συνάρτηση έχετε υλοποιήσει στη Δραστηριότητα 1.2. Κατ' αυτόν τον τρόπο, κάθε χρωμόσωμα αναπαρίσταται από μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους

$$m = \sum_{i=1}^{k} m_i\,, \tag{3.2}$$

Τα πρώτα m_1 δυαδικά ψηφία κωδικοποιούν τη μεταβλητή x_1, στο διάστημα $[a_i, b_i]$, τα επόμενα m_2 κωδικοποιούν τη x_2 στο διάστημα $[a_2, b_2]$, κ.ο.κ.

Μετά τον καθορισμό του μήκους της συμβολοσειράς μπορούμε να ορίσουμε τις δομές δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν.

ΔΟΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι επεξεργάζονται πληθυσμούς από δυαδικές συμβολοσειρές. Έτσι, δεν αποτελεί έκπληξη το ότι η βασική δομή δεδομένων για έναν απλό Γενετικό Αλγόριθμο είναι ένας πληθυσμός από συμβολοσειρές. Υπάρχουν αρκετοί τρόποι για να υλοποιήσουμε έναν πληθυσμό. Για ένα απλό ΓΑ θα επιλέξουμε τον απλούστερο. Θα κατασκευάσουμε τον πληθυσμό σαν έναν πίνακα από άτομα, όπου κάθε άτομο περιέχει το φαινότυπο (την αποκωδικοποιημένη παράμετρο ή παραμέτρους), το γονότυπο (τα τεχνητά χρωμοσώματα ή συμβολοσειρές) και την τιμή της καταλληλότητας (αντικειμενικής συνάρτησης), μαζί με οποιαδήποτε άλλη βοηθητική πληροφορία.

Μια σχηματική αναπαράσταση ενός πληθυσμού φαίνεται στον Πίνακα 3.1 και είναι ανάλογη με τους Πίνακες 2.2 και 2.3 του κεφαλαίου 2. Ο Πίνακας αυτός χρησιμοποιείται μόνο για εποπτικούς λόγους. Η κωδικοποίηση που χρησιμοποιήθηκε είναι η δυαδική και αναφέρεται στην περίπτωση βελτιστοποίησης μιας συνάρτησης πολλών μεταβλητών. Κατά την υλοποίηση, οι επιμέρους συμβολοσειρές ενώνονται σε μία και αποτελούν το τεχνητό χρωμόσωμα (γονότυπος).

Πίνακας 3.1

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

Με τη βοήθεια αυτού του Πίνακα, θα είναι εύκολο να κάνουμε τις δηλώσεις τύπων για τα δεδομένα, σε κάποια δομημένη γλώσσα προγραμματισμού. Για παράδειγμα, σε γλώσσα Pascal, πρέπει να κάνουμε τις παρακάτω δηλώσεις τύπων [1]:

- Πρώτα θα δηλώσουμε ορισμένες σταθερές, στο τμήμα δηλώσεων σταθερών, όπως το μέγιστο μέγεθος του πληθυσμού *pop_size* και το μέγιστο μήκος της συμβολοσειράς m. Αυτές οι σταθερές ορίζουν τα πάνω όρια στο μέγεθος του πληθυσμού και το μήκος της συμβολοσειράς.
- Στη συνέχεια θα δηλώσουμε τον τύπο (type) του πληθυσμού και τις συνιστώσες του στο τμήμα δηλώσεων τύπων (type declaration). Για παράδειγμα, ο τύπος *population* είναι ένα array που ορίζεται από τον τύπο individual (με δείκτη από 1 έως *pop_size*). Ο τύπος *individual* είναι ένα record που καθορίζεται από τη μεταβλητή *chrom*, που είναι τύπου *chromosome*, μια πραγματική μεταβλητή που ονομάζεται *fitness* και μια πραγματική μεταβλητή x. Αυτές οι μεταβλητές αναπαριστούν το τεχνητό χρωμόσωμα, την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης και την αποκωδικοποιημένη τιμή της μεταβλητής x, αντίστοιχα. Εμβαθύνοντας περισσότερο, βλέπουμε ότι ο τύπος *chromosome* είναι και ο ίδιος ένα array τύπου *allele* (με δείκτη από 1 μέχρι m), ο οποίος σε αυτή την περίπτωση είναι ένα άλλο όνομα για τον τύπο *boolean* (ένα απλό bit που παίρνει τιμές true ή false). Αυτή η ανάλυση τύπων είναι από πάνω πρός τα κάτω. Για μερικούς χρήστες ίσως είναι προτιμότερο η υλοποίηση να γίνει από κάτω προς τα πάνω.

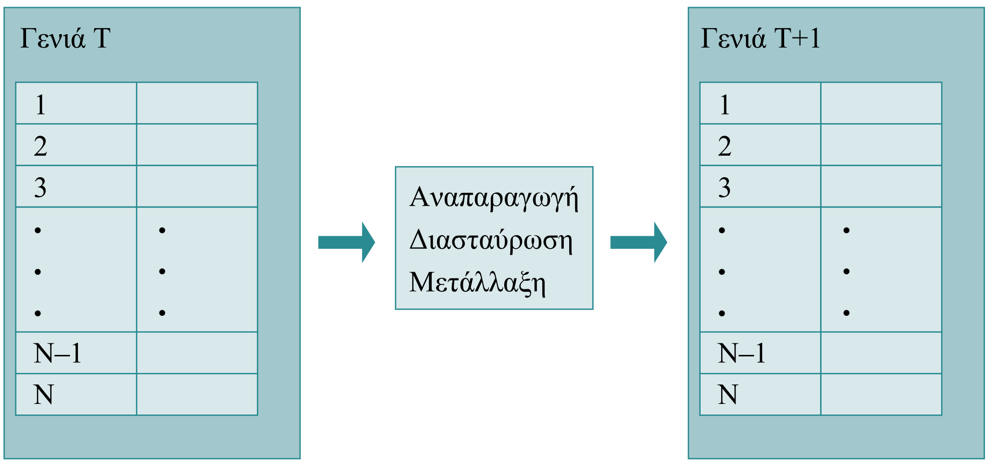
Όπως ήδη αναφέραμε, υπάρχουν και άλλοι τύποι δομών δεδομένων, τους οποίους θα συζητήσουμε στο πέμπτο κεφάλαιο και σε δραστηριότητες που θα ακολουθήσουν.

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

1. Σε κάθε γενιά, αξιολογούμε κάθε χρωμόσωμα (χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση f ως αντικειμενική συνάρτηση).
2. Στη συνέχεια, επιλέγουμε ένα νέο πληθυσμό με χρήση της εξαναγκασμένης ρουλέτας.
3. Οι τελεστές της διασταύρωσης και μετάλλαξης δημιουργούν τον πληθυσμό χρωμοσωμάτων της επόμενης γενιάς.

4. Με την ολοκλήρωση του προηγούμενου βήματος, έχουμε δημιουργήσει την επόμενη γενιά, όπως δείχνει το Σχήμα 3.1 και πηγαίνουμε στο πρώτο βήμα.
5. Μετά από κάποιον αριθμό γενιών, και αφού καμιά βελτίωση δεν παρατηρείται πλέον, η όλη διαδικασία του ΓΑ τερματίζεται.

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



Σχήμα 3.1

Σχηματική αναπαράσταση δύο μη επικαλυπτόμενων γενιών σε ένα ΓΑ.

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

1. Υπολογίζουμε την απόδοση $eval(v_i)$ για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i = 1, \ldots, pop\_size$.
2. Υπολογίζουμε τη συνολική απόδοση του πληθυσμού $F = \sum_{i=1}^{pop\_size} eval(v_i)$.
3. Υπολογίζουμε την πιθανότητα επιλογής p_i για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i = 1, \ldots, pop\_size$: $p_i = eval(v_i) / F$.
4. Τέλος, υπολογίζουμε τη συσωρευμένη (cumulative) πιθανότητα q_i για κάθε χρωμόσωμα $v_i, i = 1, \ldots, pop\_size$: $q_i = \sum_{j=1}^{i} p_j$.

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

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 ($2 \le i \le pop\_size$), έτσι ώστε $q_{i-1} < r \le q_i$.

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

Στη συνέχεια, εφαρμόζεται ο τελεστής διασταύρωσης στο νέο πληθυσμό. Μία από τις παραμέτρους ενός ΓΑ είναι η πιθανότητα διασταύρωσης p_c. Η διαδικασία έχει ως εξής:

1. Επιλέγουμε τυχαία έναν αριθμό r μεταξύ 0 και 1.
2. Αν $r < p_c$, επιλέγουμε το χρωμόσωμα για διασταύρωση.

Μετά την επιλογή ατόμων για διασταύρωση (ο αναμενόμενος αριθμός αυτών των ατόμων είναι $p_c \cdot pop\_size$), σχηματίζουμε ζεύγη από χρωμοσώματα και για κάθε ζεύγος επιλέγεται τυχαία ένας ακέραιος *pos* από το διάστημα [1, m–1], όπου m το μήκος σε δυαδικά ψηφία ενός χρωμοσώματος. Ο αριθμός *pos* προσδιορίζει το σημείο διασταύρωσης. Τα δύο άτομα, που ονομάζονται γονείς:

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

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

αντικαθίστανται από το ζεύγος των απογόνων

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

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

Ο επόμενος τελεστής, η μετάλλαξη, αντιμετωπίζει τον πληθυσμό των ατόμων σαν ένα μεγάλο συρμό από δυαδικά ψηφία. Κάθε δυαδικό ψηφίο έχει την ίδια πιθανότητα να αντιστραφεί. Η πιθανότητα αυτή είναι μια άλλη παράμετρος του ΓΑ, η πιθανότητα μετάλλαξης p_m. Ο αναμενόμενος αριθμός των αντιστραμμένων ψηφίων μετά τη διαδικασία της μετάλλαξης είναι $p_m \cdot m \cdot pop\_size$. Η διαδικασία έχει ως εξής:

Για κάθε χρωμόσωμα και κάθε δυαδικό ψηφίο μέσα στο χρωμόσωμα:

1. Επιλέγουμε τυχαία έναν αριθμό r μεταξύ 0 και 1.
2. 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.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.1

Η τιμή της παραμέτρου *pos* ορίζει το σημείο διασταύρωσης σε ένα χρωμόσωμα. Πώς επιλέγεται αυτή η τιμή;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.2

Για έναν πληθυσμό με μέγεθος 50 και μήκος χρωμοσώματος 33, ποιος είναι ο αναμενόμενος αριθμός των ψηφίων που θα μεταλλαγούν, αν η πιθανότητα μετάλλαξης παίρνει τις τιμές 0.001, 0.01 και 0.1;

Ας θεωρήσουμε τώρα ένα Παράδειγμα [3], το οποίο θα μας βοηθήσει να κατανοήσουμε καλύτερα τα βήματα και τις λειτουργίες του Γενετικού Αλγορίθμου.

Παράδειγμα 3.1

Εξομοιώνουμε τον παραπάνω ΓΑ 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 δύο μεταβλητών:

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

με $-3.0 \le x_1 \le 12.1$ και $4.1 \le x_2 \le 5.8$.

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 $15.1 \cdot 10000 = 151\,000$ 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 ως τον απαιτούμενο αριθμό δυαδικών ψηφίων για την αναπαράσταση των δεκαδικών τιμών της. Επομένως, το συνολικό μήκος του χρωμοσώματος, σύμφωνα με τον τύπο (3.2), είναι $m = 18 + 15 = 33$ δυαδικά ψηφία.

Έστω το άτομο:

$$(010001001011010000111110010100010).$$

Τα πρώτα 18 δυαδικά ψηφία (010001001011010000) αναπαριστούν τον αριθμό (από την εξίσωση 3.1)

$$x_1 = -3.0 + 70352 \cdot \frac{15.1}{262143} = -3.0 + 4.05242 = 1.05242,$$

και τα επόμενα 15 δυαδικά ψηφία (111110010100010) τον αριθμό $x_2 = 5.75533$. Δηλαδή, το άτομο αυτό αντιστοιχεί στο σημείο $(x_1, x_2) = (1.05242, 5.75533)$.

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:

$$v_1 = (100110100000001111111010011011111)$$

$$v_2 = (111000100100110111001010100011010)$$

$$v_3 = (000010000011001000001010111011101)$$

$$v_4 = (100011000101101001111000001110010)$$

$$v_5 = (000111011001010011010111111000101)$$

$$v_6 = (000101000010010101001010111111011)$$

$$v_7 = (001000100000110101111011011111011)$$

$$v_8 = (100001100001110100010110101100111)$$

$$v_9 = (010000000101100010110000001111100)$$

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

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

$$v_{12} = (110100010111110110100010101000000)$$

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

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

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

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

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

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

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

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

Αρχικά αποκωδικοποιούμε κάθε χρωμόσωμα και υπολογίζουμε την απόδοσή του. Έτσι έχουμε:

$\mathrm{eval}(v_1) = f(6.084492, 5.652242) = 26.019600$

$\mathrm{eval}(v_2) = f(10.348434, 4.380264) = 7.580015$

$\mathrm{eval}(v_3) = f(-2.516603, 4.390381) = 19.526329$

$\mathrm{eval}(v_4) = f(5.278638, 5.593460) = 17.406725$

$\mathrm{eval}(v_5) = f(-1.255173, 4.734458) = 25.341160$

$\mathrm{eval}(v_6) = f(-1.811725, 4.391937) = 18.100417$

$\mathrm{eval}(v_7) = f(-0.991471, 5.680258) = 16.020812$

$\mathrm{eval}(v_8) = f(4.910618, 4.703018) = 17.959701$

$\mathrm{eval}(v_9) = f(0.795406, 5.381472) = 16.127799$

$\mathrm{eval}(v_{10}) = f(-2.554851, 4.793707) = 21.278435$

$\mathrm{eval}(v_{11}) = f(3.130078, 4.996097) = 23.410669$

$\mathrm{eval}(v_{12}) = f(9.356179, 4.239457) = 15.011619$

$\mathrm{eval}(v_{13}) = f(11.134646, 5.378671) = 27.316702$

$\mathrm{eval}(v_{14}) = f(1.335944, 5.151378) = 19.876294$

$\mathrm{eval}(v_{15}) = f(11.089025, 5.054515) = 30.060205$

$\mathrm{eval}(v_{16}) = f(9.211598, 4.993762) = 23.867227$

$\mathrm{eval}(v_{17}) = f(3.367514, 4.571343) = 13.696165$

$eval(v_{18}) = f(3.843020, 5.158226) = 15.414128$

$eval(v_{19}) = f(-1.746635, 5.395584) = 20.095903$

$eval(v_{20}) = f(7.935998, 4.757338) = 13.666916$

Είναι εμφανές ότι το άτομο v_{15} είναι αυτό με την καλύτερη απόδοση και το άτομο v_2 με τη χειρότερη απόδοση στον αρχικό πληθυσμό.

Στην συνέχεια κατασκευάζουμε μια ρουλέτα (roulette wheel). Η συνολική απόδοση (fitness) του πληθυσμού είναι:

$$F = \sum_{i=1}^{20} eval(v_i) = 387.776822$$

Η πιθανότητα επιλογής p_i κάθε μέλους το πληθυσμού v_i , i=1,…,20, είναι:

$p_1 = eval(v_1)/F = 0.067099$	$p_{11} = eval(v_{11})/F = 0.060372$
$p_2 = eval(v_2)/F = 0.019547$	$p_{12} = eval(v_{12})/F = 0.038712$
$p_3 = eval(v_3)/F = 0.050355$	$p_{13} = eval(v_{13})/F = 0.070444$
$p_4 = eval(v_4)/F = 0.044889$	$p_{14} = eval(v_{14})/F = 0.051257$
$p_5 = eval(v_5)/F = 0.065350$	$p_{15} = eval(v_{15})/F = 0.077519$
$p_6 = eval(v_6)/F = 0.046677$	$p_{16} = eval(v_{16})/F = 0.061549$
$p_7 = eval(v_7)/F = 0.041315$	$p_{17} = eval(v_{17})/F = 0.035320$
$p_8 = eval(v_8)/F = 0.046315$	$p_{18} = eval(v_{18})/F = 0.039750$
$p_9 = eval(v_9)/F = 0.041590$	$p_{19} = eval(v_{19})/F = 0.051823$
$p_{10} = eval(v_{10})/F = 0.054873$	$p_{20} = eval(v_{20})/F = 0.035244$

Οι συσωρευμένες πιθανότητες (cumulative probabilities) q_i για κάθε άτομο v_i ,i=1,…,20 του πληθυσμού είναι:

$q_1 = 0.067099$	$q_6 = 0.293917$	$q_{11} = 0.538381$	$q_{16} = 0.837863$
$q_2 = 0.086647$	$q_7 = 0.335232$	$q_{12} = 0.577093$	$q_{17} = 0.873182$
$q_3 = 0.137001$	$q_8 = 0.381546$	$q_{13} = 0.647537$	$q_{18} = 0.912932$
$q_4 = 0.181890$	$q_9 = 0.423137$	$q_{14} = 0.698794$	$q_{19} = 0.964756$
$q_5 = 0.247240$	$q_{10} = 0.478009$	$q_{15} = 0.776314$	$q_{20} = 1.000000$

Τώρα είμαστε έτοιμοι να περιστρέψουμε τη ρουλέτα 20 φορές; σε κάθε περιστροφή επιλέγουμε και ένα άτομο για το νέο πληθυσμό. Υποθέτουμε ότι έχουμε παράγει την εξής ακολουθία 20 τυχαίων αριθμών στο διάστημα [0, 1]:

0.513870	0.175741	0.308652	0.534534	0.947628
0.171736	0.702231	0.226431	0.494773	0.424720
0.703899	0.389647	0.277226	0.368071	0.983437
0.005398	0.765682	0.646473	0.767139	0.780237

Ο πρώτος αριθμός r = 0.513870 είναι μεγαλύτερος του q_{10} και μικρότερος του q_{11}, γεγονός που σημαίνει ότι το άτομο v_{11} επιλέγεται για να «περάσει» στο νέο πληθυσμό. Ο δεύτερος αριθμός r = 0.175741 είναι μεγαλύτερος του q_3 και μικρότερος του q_4, οπότε το άτομο v_4 επιλέγεται για το νέο πληθυσμό. Συνεχίζοντας με τον ίδιο τρόπο κατασκευάζουμε το νέο πληθυσμό:

$\boldsymbol{v_1}^*$ = (0110011111101101011000011101111000) (v_{11})

$\boldsymbol{v_2}^*$ = (1000110001011010011110000001110010) (v_4)

$\boldsymbol{v_3}^*$ = (0010001000000110101111011011111011) (v_7)

$\boldsymbol{v_4}^*$ = (0110011111101101011000011101111000) (v_{11})

$\boldsymbol{v_5}^*$ = (0001010100111111111100000110001100) (v_{19})

$\boldsymbol{v_6}^*$ = (1000110001011010011110000001110010) (v_4)

$\boldsymbol{v_7}^*$ = (1110111011011100001000111111011110) (v_{15})

$\boldsymbol{v_8}^*$ = (0001110110010100110101111111000101) (v_5)

$\boldsymbol{v_9}^*$ = (0110011111101101011000011101111000) (v_{11})

$\boldsymbol{v_{10}}^*$ = (0000100000011001000000101011011101) (v_3)

$\boldsymbol{v_{11}}^*$ = (1110111011011100001000111111011110) (v_{15})

$\boldsymbol{v_{12}}^*$ = (0100000001011000101100000001111100) (v_9)

$\boldsymbol{v_{13}}^*$ = (0001010000100101010010101111111011) (v_6)

$\boldsymbol{v_{14}}^*$ = (1000011000011101000101101011001111) (v_8)

$\boldsymbol{v_{15}}^*$ = (1011100101100111100110001011111110) (v_{20})

$\boldsymbol{v_{16}}^*$ = (1001101000000011111110100110111111) (v_1)

$\boldsymbol{v_{17}}^*$ = (0000011110001100000011010000111011) (v_{10})

$\boldsymbol{v_{18}}^*$ = (1110111111010001000110000001000110) (v_{13})

$\boldsymbol{v_{19}}^*$ = (1110111011011100001000111111011110) (v_{15})

$\boldsymbol{v_{20}}^*$ = (1100111100000111111000011101001011) (v_{16})

Στην τελευταία στήλη, μέσα σε παρένθεση, φαίνονται τα άτομα του αρχικού πληθυσμού που έχουν περάσει (αντιγραφεί) στην επόμενη γενιά. Παρατηρούμε ότι ορισμένα άτομα έχουν αντιγραφεί περισσότερες από μία φορές, κάποια άλλα μόνο μία και μερικά δεν υπάρχουν καθόλου, ανάλογα με την απόδοσή τους. Ο παραπάνω πληθυσμός αποτελεί τη δεξαμενή ζευγαρώματος, στην οποία θα εφαρμοστεί η διασταύρωση.

Για κάθε άτομο στον πληθυσμό επιλέγουμε έναν τυχαίο αριθμό r από 0 ως 1. Επειδή $p_c = 0.25$, αν $r < 0.25$, επιλέγουμε το τρέχον 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 ταίριασμά 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 ζεύγος επιλέχθηκε, ως σημείο διασταύρωσης, $pos = 9$:

$$v_2 = (100011000|1011010011110000011110010)$$

$$v_{11} = (111011101|1011100001000111111011110)\,.$$

Τότε αυτά θα αντικατασταθούν από τα άτομα–απογόνους

$$v_2' = (100011000|1011100001000111111011110)$$

$$v_{11}' = (111011101|1011010011110000011110010)\,.$$

Έστω ότι για το δεύτερο ζεύγος επιλέχθηκε, ως σημείο διασταύρωσης, $pos = 20$:

$$v_{13} = (00010100001001010100|1010111111011)$$

$$v_{18} = (11101111101000100011|0000001000110)\,.$$

Τότε αυτά θα αντικατασταθούν από τα άτομα–απογόνους

$$v_{13}' = (00010100001001010100|0000001000110)$$

$$v_{18}' = (11101111101000100011|1010111111011)\,.$$

Οπότε η τρέχουσα μορφή του πληθυσμού έχει ως εξής:

$$v_1 = (100110100000001111111010011011111)$$
$$v_2' = (100011000|101110000100011111011110)$$
$$v_3 = (000010000011001000001010111011101)$$
$$v_4 = (100011000101101001111000001110010)$$
$$v_5 = (000111011001010011010111111000101)$$
$$v_6 = (000101000010010101001010111111011)$$
$$v_7 = (001000100000110101111011011111011)$$
$$v_8 = (100001100001110100010110101100111)$$
$$v_9 = (010000000101100010110000001111100)$$
$$v_{10} = (000001111000110000011010000111011)$$
$$v_{11}' = (111011101|101101001111000001110010)$$
$$v_{12} = (110100010111101101000101010000000)$$
$$v_{13}' = (00010100001001010100|0000001000110)$$
$$v_{14} = (010010011000001010100111100101001)$$
$$v_{15} = (111011101101110000100011111011110)$$
$$v_{16} = (1100111100000011111100001101001011)$$
$$v_{17} = (011010111111001111010001101111101)$$
$$v_{18}' = (11101111101000100011|1010111111011)$$
$$v_{19} = (000101010011111111110000110001100)$$
$$v_{20} = (101110010110011110011000101111110)$$

Για τον επόμενο τελεστή, τη μετάλλαξη, είναι $p_m = 0.01$, άρα αναμένουμε ότι το 1% περίπου όλων των δυαδικών ψηφίων του πληθυσμού θα αντιστραφούν. Ο πληθυσμός μας αποτελείται από $m \times pop\_size = 33 \times 20 = 660$ δυαδικά ψηφία, άρα αναμένουμε περίπου 6.6 μεταλλάξεις ανά γενιά. Για κάθε δυαδικό ψηφίο 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 επιλέχθηκαν 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, όπου τα ψηφία που έχουν υποστεί μετάλλαξη φαίνονται πιο έντονα:

$$v_1 = (1001101000000011111110100110111111)$$

$$v_2' = (1000110001011100001000111111011110)$$

$$v_3 = (0000100000110010000010101110111101)$$

$$v_4'' = (011001111110\mathbf{0}101011000011011110000)$$

$$v_5 = (0001110110010100110101111111000101)$$

$$v_6 = (0001010000100101010010101111111011)$$

$$v_7 = (0010001000001101011110110111111011)$$

$$v_8 = (1000011000011101000101101011001111)$$

$$v_9 = (0100000000101100010110000000111111100)$$

$$v_{10} = (0000011110001100000110100000111011)$$

$$v_{11}'' = (111011101101101001\mathbf{0}1100000011110010)$$

$$v_{12} = (1101000101111011010001010100000000)$$

$$v_{13}'' = (000101000010010101000\mathbf{1}0000100011\mathbf{1})$$

$$v_{14} = (0100100110000010101001111100101001)$$

$$v_{15} = (1110111011011100001000111111011110)$$

$$v_{16} = (1100111100000011111100001101001011)$$

$$v_{17} = (0110101111111001111010001101111101)$$

$$v_{18}' = (1110111110100010001110101111111011)$$

$$v_{19}'' = (11101110\mathbf{0}1011100001000111110111110)$$

$$v_{20} = (1011100101100111100110001011111110)$$

Είναι ενδιαφέρον να δούμε τις αποδόσεις των ατόμων στο νέο πληθυσμό. Αυτό φαίνεται παρακάτω, όπου μετά την αποκωδικοποίηση των μεταβλητών υπολογίζεται η αντίστοιχη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης:

$$eval(v_1) = f(3.130078,\ 4.996097) = 23.410669$$

$$eval(v_2) = f(5.279042,\ 5.054515) = 18.201083$$

$$eval(v_3) = f(-0.991471,\ 5.680258) = 16.020812$$

$$eval(v_4) = f(3.128235,\ 4.996097) = 23.412613$$

$$eval(v_5) = f(-1.746635,\ 5.395584) = 20.095903$$

$$eval(v_6) = f(5.278638,\ 5.593460) = 17.406725$$

$$eval(v_7) = f(11.089025,\ 5.054515) = 30.060205$$

$$eval(v_8) = f(-1.255173,\ 4.734458) = 25.341160$$

$$eval(v_9) = f(3.130078,\ 4.996097) = 23.410669$$

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Θα προσπαθήσουμε να αναλύσουμε τα αποτελέσματα που έχουμε πάρει μέχρι τώρα. Παρατηρείται ότι η συνολική απόδοση του νέου πληθυσμού F είναι 447.049688, δηλαδή είναι πολύ μεγαλύτερη από τη συνολική απόδοση του προηγούμενου πληθυσμού που ήταν 387.776822. Επίσης, το χρωμόσωμα με την καλύτερη απόδοση στον καινούριο πληθυσμό, το v_{11}, έχει μεγαλύτερη απόδοση από το χρωμόσωμα με την καλύτερη απόδοση του προηγούμενου πληθυσμού, δηλαδή το v_{15}, 33.351874 έναντι 30.060205.

Μετά από τις παραπάνω παρατηρήσεις, προκύπτει τώρα το ερώτημα: Πότε θα σταματήσει το τρέξιμο του αλγορίθμου; Η απάντηση στο ερώτημα αυτό είναι η εξής:

Τα παραπάνω βήματα του αλγορίθμου επαναλαμβάνονται κυκλικά, μέχρις ότου ικανοποιηθεί το κριτήριο τερματισμού. Συνήθως, το κριτήριο τερματισμού ενός ΓΑ είναι είτε ένας συγκεκριμένος αριθμός γενιών, είτε ένα συγκεκριμένο ποσοστό βελτίωσης του καλύτερου ατόμου ή του συνολικού πληθυσμού σε σχέση με κάποιον αριθμό προηγούμενων γενιών. Για παράδειγμα, ο αλγόριθμος θα τερματίσει μετά από 100 ή 1000 γενιές ή όταν η βελτίωση της απόδοσης της τρέχουσας γενιάς είναι μικρότερη του 0.001%.

Θα ολοκληρώσουμε αυτή την ενότητα με δύο παρατηρήσεις:

1. Αν εξετάσουμε προσεκτικά τις τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης με την πρόοδο του τρεξίματος, ίσως ανακαλύψουμε ότι οι τιμές απόδοσης κάποιων χρωμοσωμάτων ήταν καλύτερες από την απόδοση του καλύτερου χρωμοσώματος της τρέχουσας γενιάς ή της τελευταίας γενιάς. Αυτό σημαίνει ότι η καλύτερη γενιά δεν είναι κατ’ ανάγκη η τελευταία. Χρειάζεται λοιπόν ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή του κριτηρίου τερματισμού.
2. Είναι σχετικά εύκολο να ανιχνεύουμε το καλύτερο άτομο κατά την διαδικασία της εξέλιξης. Είναι σύνηθες (στην υλοποίηση των Γενετικών Αλγορίθμων) να αποθηκεύουμε το «μέχρι τώρα καλύτερο» άτομο σε μια ξεχωριστή θέση. Κατ’ αυτόν τον τρόπο, ο αλγόριθμος θα αναφέρει την καλύτερη τιμή που βρέθηκε κατά την διάρκεια όλης της διαδικασίας (συμπεριλαμβανομένης και της καλύτερης τιμής στον τελικό πληθυσμό).

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.3

Αν στο παράδειγμα 3.1 η επιθυμητή ακρίβεια ήταν 2 δεκαδικά ψηφία, να υπολογίσετε το συνολικό αριθμό ψηφίων, που θα έχει το χρωμόσωμα.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.4

Στο Παράδειγμα 3.1, συμφωνεί ο αναμενόμενος αριθμός μεταλλάξεων με αυτόν που πραγματοποιήθηκε;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.5

Στο Παράδειγμα 3.1 ποιος είναι ο αναμενόμενος αριθμός των ατόμων που θα διασταυρωθούν; Αν η πιθανότητα διασταύρωσης είναι 0.25 και το μέγεθος του πληθυσμού είναι 20, συμφωνεί ο πραγματικός αριθμός με τον αναμένομενο; Τι θα συμβεί, αν ο πραγματικός αριθμός διασταύρωσης είναι περιττός; Να προτείνετε μια λύση.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.6

Αν κατά το τρέξιμο του αλγορίθμου, σε κάποια γενιά τα καλύτερα άτομα που θα προκύψουν δίνουν χειρότερες τιμές για την αντικειμενική συνάρτηση σε σχέση με τις προηγούμενες, πρέπει να διακοπεί η εκτέλεση του αλγορίθμου;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.7

Όταν τελειώσει η εκτέλεση του αλγορίθμου (αφού ικανοποιηθεί η συνθήκη τερματισμού), πώς θα εξασφαλίσουμε ότι το καλύτερο χρωμόσωμα της τελευταίας γενιάς είναι το καλύτερο όλου του πληθυσμού;

Δραστηριότητα 3.1

Να υλοποιήσετε τον Γενετικό Αλγόριθμο που αναλύεται στην ενότητα 3.1, σε γλώσσα της δικής σας επιλογής. Συστήνεται η χρήση αντικειμενοστραφούς γλώσσας.

Δραστηριότητα 3.2

Να τρέξετε τον αλγόριθμο που υλοποιήσατε στην προηγούμενη Δραστηριότητα, για τις τιμές των παραμέτρων που δίνονται στο Παράδειγμα 1. Ως συνθήκη τερματισμού να θεωρήσετε 100 και μετά, αρχικοποιώντας πάλι τον αλγόριθμο, 1000 γενιές.

1. Να ερμηνεύσετε τα αποτελέσματα που πήρατε στα δύο τρεξίματα και να τα συγκρίνετε μεταξύ τους.
2. Να αυξήσετε το μέγεθος του πληθυσμού σε 50 και να επαναλάβετε το ερώτημα 1.
3. Να συγκρίνετε μεταξύ τους τα αποτελέσματα του 1 και 2.

Δραστηριότητα 3.3

Να τρέξετε τον αλγόριθμο για τις τιμές του Παραδείγματος 3.1 και για 100 γενιές. Να κάνετε διαδοχικά τρεξίματα με τιμές πιθανότητας διασταύρωσης από 0.1 μέχρι 1.0, με βήμα 0.1. Να παρουσιάσετε τα αποτελέσματα με μορφή γραφήματος, όπου στον κατακόρυφο άξονα απεικονίζονται οι τιμές της πιθανότητας και στον οριζόντιο ο αριθμός της γενιάς στην οποία εμφανίστηκε το καλύτερο άτομο. Να σχολιάσετε τα αποτελέσματά σας.

Δραστηριότητα 3.4

Να υλοποιήσετε τη διασταύρωση δύο σημείων (Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 2.5) και να το ενσωματώσετε στο πρόγραμμα της Δραστηριότητας 3.1. Να τρέξετε το νέο πρόγραμμα, με τα δεδομένα της πρώτης ερώτησης της Δραστηριότητας 3.2, για 100 γενιές και να συγκρίνετε τα αποτελέσματα.

3.2 Περιορισμοί

Σκοπός

Πολύ συχνά στα προβλήματα βελτιστοποίησης που καλούνται να δώσουν λύσεις οι ΓΑ, οι αντικειμενικές συναρτήσεις έχουν κάποιους περιορισμούς, όσον αφορά το πεδίο ορισμού τους, οι οποίοι πρέπει αυστηρά να ικανοποιούνται. Το γεγονός αυτό πρέπει να λαμβάνεται υπόψη στο σχεδιασμό ενός ΓΑ, ώστε να είναι δυνατός ο εντοπισμός αποδεκτών λύσεων.

Επίσης, το πρόβλημα των περιορισμών εμφανίζεται σε προβλήματα διακριτών μεταβλητών δυαδικής κωδικοποίησης με τη μορφή των πλεοναζουσών *τιμών (redundant values). Πρόκειται για τιμές που περισσεύουν, επειδή το πλήθος των τιμών που μπορεί να πάρει η μεταβλητή δεν είναι δύναμη του 2.*

Σκοπός αυτής της ενότητας είναι να παρουσιάσει και να αναλύσει αυτούς τους δύο περιορισμούς, έτσι ώστε να ολοκληρωθούν τα θέματα της σχεδίασης και υλοποίησης των Γενετικών Αλγορίθμων.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν ολοκληρώσετε τη μελέτη αυτής της ενότητας θα μπορείτε να:

- *ενσωματώσετε τους ανισοτικούς περιορισμούς σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης.*
- *αντιμετωπίσετε τον περιορισμό των πλεοναζουσών τιμών.*
- *έχετε μια συνολική εικόνα των δυσκολιών που μπορεί να προκύψουν, μαζί με αυτές που αναφέραμε στην ενότητα 3.1, κατά την υλοποίηση ενός ΓΑ.*

Στην προηγούμενη ενότητα έγινε η παρουσίαση και ανάλυση των βασικών μερών ενός απλού ΓΑ. Ωστόσο, σπάνια συναντάται σε εφαρμογές χρησιμοποίηση ΓΑ σε τόσο απλή μορφή. Αυτό συμβαίνει, γιατί τα προβλήματα που καλείται να λύσει, στη μεγάλη τους πλειοψηφία παρουσιάζουν σημαντικές δυσκολίες. Η πράξη έχει δείξει ότι αλλαγές, τροποποιήσεις και επεκτάσεις στο βασικό σχήμα βοηθούν την προσαρμογή του αλγορίθμου, άρα και την καλύτερη προσαρμογή του στο εκάστοτε πρόβλημα βελτιστοποίησης. Αυτές τις ιδέες θα τις συζητήσουμε σε επόμενα κεφάλαια. Στη συνέχεια θα αναφερθούμε σε δύο θέματα που αφορούν στη σχεδίαση των ΓΑ, προκειμένου να ολοκληρώσουμε την ανάλυση.

Μέχρι τώρα έχουμε συζητήσει σχετικά με ΓΑ που έχουν αντικειμενική συνάρτηση χωρίς περιορισμούς. Σε πολλά πρακτικά προβλήματα, όμως, οι αντικειμενικές συναρτήσεις περιέχουν έναν ή περισσότερους ανισοτικούς περιορισμούς, που πρέπει να ικανοποιηθούν. Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε τη μεθοδολογία της ενσωμάτωσης των περιορισμών στο ΓΑ, με τη *μέθοδο της ποινής*. Ένα άλλο πρόβλημα περιορισμών οφείλεται στις τιμές που περισσεύουν, επειδή το πλήθος των τιμών που μπορεί να πάρει η μεταβλητή δεν είναι δύναμη του 2. Θα ολοκληρώσουμε την ενότητα παρουσιάζοντας τρεις τρόπους αντιμετώπισής του.

ΕΝΣΩΜΑΤΩΣΗ ΤΩΝ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΩΝ

Οι περιορισμοί στις αντικειμενικές συναρτήσεις εκφράζονται συνήθως με δύο τρόπους: με ισότητες και ανισότητες (ή ανισο–ισότητες). Ωστόσο, αυτές οι δύο κατηγορίες περιορισμών μπορούν να αναχθούν σε μία, αφού κάθε ισότητα μπορεί να μετατραπεί σε δύο ανισότητες (π.χ. η ικανοποίηση της ισότητας $g(x) = 0$ μετατρέπεται στην ταυτόχρονη ικανοποίηση των ανισοτήτων $g(x) \geq 0$ και $g(x) \leq 0$. Συνεπώς, μιλώντας για περιορισμούς εννοούμε ανισότητες.

Εκ πρώτης όψεως, ίσως να δημιουργείται η απορία, γιατί προκαλεί αναστάτωση ο χειρισμός των περιορισμών. Θα μπορούσε κάποιος να υποστηρίξει ότι, όταν προκύπτουν λύσεις που είναι έξω από το πεδίο ορισμού της συνάρτησης ικανότητας, θα έπρεπε να αγνοούνται από τον αλγόριθμο (αφού δεν ορίζεται γι' αυτές τιμή απόδοσης) και στη θέση τους να παράγονται άλλες που είναι αποδεκτές.

Η ιδέα αυτή δεν είναι άσχημη, αλλά αποδεικνύεται ανεπαρκής για περιπτώσεις προβλημάτων με πολύ μεγάλο αριθμό περιορισμών, στα οποία ο εντοπισμός ενός νόμιμου σημείου μπορεί να είναι ανάλογης δυσκολίας με τον εντοπισμό του ζητούμενου βέλτιστου σημείου. Σε τέτοια προβλήματα συμφέρει τα μη «νόμιμα» σημεία να αντιμετωπίζονται ως σημεία χαμηλής απόδοσης και να μην αγνοούνται εντελώς. Αντιμετωπίζονται, δηλαδή, αυτά τα σημεία ως φορείς πληροφορίας που αξιοποιείται αποδοτικά από τον ΓΑ. Αυτό υλοποιείται με την εκχώρηση σε αυτά χαμηλής απόδοσης που είναι ανάλογη του βαθμού παραβίασης των περιορισμών. Η μέθοδος αυτή ενσωμάτωσης των περιορισμών σε ένα ΓΑ ονομάζεται *μέθοδος της ποινής* (*penalty method*).

Με την εφαρμογή αυτής της μεθόδου ένα πρόβλημα με περιορισμούς εύκολα μετατρέπεται σε ένα ισοδύναμο χωρίς περιορισμούς: απλά κάθε παραβίαση περιορισμού συσχετίζεται με ένα κόστος (μια ποινή). Για παράδειγμα, έστω το ακόλουθο πρόβλημα ελαχιστοποίησης:

> *Ελαχιστοποίησε το* $g(x)$ *με τον περιορισμό* $h_i(x) \geq 0$, $i = 1, 2, \ldots, \mathrm{n}$, *όπου* x *διάνυσμα διάστασης* m.

Αυτό το πρόβλημα μετατρέπεται στο ακόλουθο ισοδύναμο:

> *Ελαχιστοποίησε το* $g(x) + r \cdot \sum_{i=1}^{n} \Phi[h_i(x)]$, *όπου* Φ *η συνάρτηση ποινής και* r *ο συντελεστής ποινής.*

Τα Φ και r καθορίζονται από τον σχεδιαστή του ΓΑ

ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΗΣΗ ΠΛΕΟΝΑΖΟΥΣΩΝ ΤΙΜΩΝ

Ένα άλλο πρόβλημα περιορισμών εμφανίζεται σε προβλήματα διακριτών μεταβλητών δυαδικής κωδικοποίησης με την μορφή των *πλεοναζουσών τιμών (redundant values).* Πρόκειται για τιμές που περισσεύουν, επειδή το πλήθος των τιμών που μπορεί να πάρει η μεταβλητή δεν είναι δύναμη του 2. Οι κωδικοποιημένες πλεονάζουσες τιμές δεν αντιστοιχούν σε καμία τιμή της πραγματικής μεταβλητής, δυσκολεύοντας τις λειτουργίες του ΓΑ. Π.χ., αν μια μεταβλητή μπορεί να κινείται στο διάστημα ακεραίων [0 … 9] και γίνει χρήση δυαδικής κωδικοποίησης, τότε οι κωδικοποιημένες τιμές θα πρέπει να έχουν μήκος 4 και να κινούνται στο διάστημα 0000 έως 1111. Τι θα γίνει, όμως, με τις τιμές 1010 έως 1111; Σε ποια τιμή θα αντιστοιχούν εφόσον είναι πιθανό να εμφανιστούν ως αποτέλεσμα της διασταύρωσης και της μετάλλαξης;

Η αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, που είναι ζωτικής σημασίας για τη λειτουργία του ΓΑ, γίνεται με τρόπους ανάλογους με αυτούς που αναπτύχθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο. Όταν, λοιπόν, εμφανίζεται μια συμβολοσειρά με μία ή περισσότερες (όταν είναι πολλών μεταβλητών) πλεονάζουσες τιμές, υπάρχουν οι εξής επιλογές [3]:

1. Απορρίπτεται η συμβολοσειρά ως μη νόμιμη και στη θέση της παράγεται με επιλογή μια άλλη.
2. Καταχωρείται στη συμβολοσειρά τιμή ικανότητας πολύ μικρή, ώστε να έχει πολύ μικρές πιθανότητες στην επιλογή.
3. Αντιστοιχείται η μη νόμιμη συμβολοσειρά σε μία νόμιμη.

Οι δύο πρώτες λύσεις δεν έχουν πολύ καλά αποτελέσματα, γιατί είναι δυνατό να εξαλείψουν μια συμβολοσειρά, που ναι μεν έχει μη νόμιμη τιμή για κάποια μεταβλητή, αλλά έχει πολύ καλές νόμιμες τιμές για άλλες.

Η τρίτη λύση είναι προτιμότερη και μπορεί να υλοποιηθεί με δύο τρόπους:

1. Με **σταθερή αντιστοίχηση** (fixed remapping), όταν κάθε πλεονάζουσα τιμή αντιστοιχίζεται σταθερά σε κάποια νόμιμη, π.χ. οι τιμές $10-15$ του παραδείγματος αντιστοιχίζονται στις $0-5$. Αυτή η λύση είναι απλή, αλλά δίνει περισσότερες ευκαιρίες επιλογής για κάποιες τιμές.
2. Με **τυχαία αντιστοίχηση** (random remapping), όταν η πλεονάζουσα τιμή αντιστοιχίζεται τυχαία και με ίσες πιθανότητες σε μια νόμιμη. Αυτή είναι πιο δίκαιη λύση, αλλά κάνει πιο έντονη την τυχαία φύση του ΓΑ και μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα το χάσιμο πληροφοριών που μπορούν να κλη-

ροδοτήσουν οι γονείς στα παιδιά κατά την επιλογή.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.8

Έστω το πρόβλημα βελτιστοποίησης της συνάρτησης g(x) με τους περιορισμούς h(x) ≥ 0 και y(x) ≤ 0. Πώς θα ενσωματώσετε αυτούς τους περιορισμούς στο πρόβλημα;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 3.9

Ποιες επιλογές έχετε όταν εμφανίζεται το πρόβλημα των πλεοναζουσών τιμών και ποια είναι η καλύτερη;

Δραστηριότητα 3.5

Η συνάρτηση τριών μεταβλητών *f(x,y,z)* πρόκειται να ελαχιστοποιηθεί. Η μεταβλητή *x* μεταβάλλεται στο διάστημα [–20.0, 125.0], η μεταβλητή *y* στο διάστημα [0, 1.2×10^6] και η μεταβλητή *z* στο διάστημα [–0.1, 1.0]. Η επιθυμητή ακρίβεια (δηλαδή το βήμα μεταβολής της μεταβλητής) για τις τρεις μεταβλητές είναι 0.5, 104 και 0.001 αντίστοιχα. Να κατασκευάσετε μία ενιαία δυαδική κωδικοποίηση για αυτό το πρόβλημα. Ποιος είναι ο ελάχιστος αριθμός ψηφίων που απαιτούνται για να επιτύχουμε την επιθυμητή ακρίβεια; Με την κωδικοποίηση που πραγματοποιήσατε, να καθορίσετε τις συμβολοσειρές, οι οποίες αναπαριστούν καθένα από τα ακόλουθα σημεία: (–20, 0, –1), 125.0, 1.2E6, 1.0) και (50, 100000, 0.597). Προκύπτει πρόβλημα περιορισμών στην παραπάνω κωδικοποίηση;

Σύνοψη

Στα δύο προηγούμενα κεφάλαια είδαμε ότι οι ΓΑ είναι αρκετά απλοί, δηλαδή περιλαμβάνουν απλές διαδικασίες, όπως παραγωγή τυχαίων αριθμών, αντιγραφή συμβολοσειρών, ανταλλαγές τμημάτων συμβολοσειρών και υπολογισμό της τιμής κάποιας συνάρτησης. Όμως, παρόλη την απλότητά τους, για μια μεγάλη κατηγορία χρηστών, αυτή η απόλυτη απλότητα αποτελεί μέρος του ίδιου του προβλήματος. Αυτά τα άτομα είναι συνήθως εξοικειωμένα με τη χρήση και τον προγραμματισμό σε κώδικα υψηλού επιπέδου, που περιλαμβάνει σύνθετα προβλήματα, πολύπλοκες δομές και βάσεις δεδομένων και *γενικά περίπλοκους υπολογισμούς. Ο απευθείας χειρισμός συμβολοσειρών από δυαδικά ψηφία, η κατασκευή μη συνηθισμένων κωδίκων και ακόμη η τυχαιότητα των γενετικών τελεστών μπορεί να δημιουργήσουν δυσκολίες, οι οποίες εμποδίζουν την αποτελεσματική εφαρμογή των αλγορίθμων.*

Στην πρώτη ενότητα αυτού του κεφαλαίου, προσπαθήσαμε να υπερπηδήσουμε αυτά τα εμπόδια, κατασκευάζοντας πρώτα τις δομές δεδομένων και τους αλγορίθμους που είναι απαραίτητοι για την υλοποίηση των επιμέρους βημάτων του ΓΑ, που περιγράφηκαν στα δύο προηγούμενα κεφάλαια. Επίσης, εξετάσαμε μερικά θέματα που προκύπτουν κατά την υλοποίηση, όπως η διακριτοποίηση των παραμέτρων, η κωδικοποίηση των συμβολοσειρών, η επιβολή των περιορισμών και η αντιστοίχηση της συνάρτησης αξιολόγησης (καταλληλότητας), τα οποία προκύπτουν κατά την εφαρμογή των ΓΑ σε πρακτικά προβλήματα. Επίσης, έγινε η ερμηνεία των αποτελεσμάτων και αναφέρθηκαν οι δύο τρόποι τερματισμού του τρεξίματος του αλγορίθμου. Τέλος, επειδή αυτά τα θέματα δεν εξαντλούνται με ένα παράδειγμα, δόθηκε η δυνατότητα παραπέρα εξάσκησης, με τη βοήθεια Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και Δραστηριοτήτων.

Στη δεύτερη ενότητα παρουσιάσαμε δύο περιορισμούς, έτσι ώστε να ολοκληρωθούν τα θέματα της σχεδίασης και υλοποίησης των Γενετικών Αλγορίθμων. Πολύ συχνά στα προβλήματα βελτιστοποίησης στα οποία καλούνται να δώσουν λύσεις οι ΓΑ, οι αντικειμενικές συναρτήσεις έχουν κάποιους περιορισμούς, όσον αφορά το πεδίο ορισμού τους, που πρέπει αυστηρά να ικανοποιούνται. Το γεγονός αυτό πρέπει να λαμβάνεται υπόψη στο σχεδιασμό ενός ΓΑ, ώστε να είναι δυνατός ο εντοπισμός αποδεκτών λύσεων. Επίσης, το πρόβλημα των περιορισμών εμφανίζεται σε προβλήματα διακριτών μεταβλητών δυαδικής κωδικοποίησης με τη μορφή των πλεοναζουσών τιμών (redundant values). Πρόκειται για τιμές που περισσεύουν, επειδή το πλήθος των τιμών που μπορεί να πάρει η μεταβλητή δεν είναι δύναμη του 2. Στην ενότητα 3.2, προτείνονται τρεις τρόποι για την αντιμετώπιση αυτού το προβλήματος.

Στη βιβλιογραφία που ακολουθεί, η πρώτη αναφορά μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη μελέτη της υλοποίησης ενός απλού ΓΑ. Στο κεφάλαιο 3, δίνεται βήμα προς βήμα η υλοποίηση ενός ΓΑ και συνοδεύεται από κώδικα, γραμμένο σε Pascal. Από τη δεύτερη αναφορά, είναι το παράδειγμα που παρουσιάσαμε στην ενότητα 3.1. Τέλος, στην τελευταία αναφορά, μπορείτε να βρείτε πολλές εφαρμογές των ΓΑ σε πραγματικά προβλήματα.

Αφού ολοκληρώσετε τη μελέτη του κεφαλαίου 3, στην οποία περιλαμβάνεται *και η Απάντηση των Ασκήσεων και Δραστηριοτήτων, παρακαλούμε να επιστρέψετε στα Προσδοκώμενα Αποτελέσματα. Μπορείτε τώρα να ελέγξετε κατά πόσο έχετε εξοικειωθεί με το σχεδιασμό, την ανάλυση και την υλοποίηση ενός Γενετικού Αλγορίθμου, προκειμένου να επιλύσετε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης. Η επιλογή των παραμέτρων και του αρχικού πληθυσμού, καθώς και δυσκολίες όπως η κωδικοποίηση, η επιλογή δομών δεδομένων κτλ., πρέπει τώρα να αντιμετωπίζονται με σχετική ευκολία. Τέλος, να ελέγξετε αν μπορείτε να ερμηνεύσετε τα αποτελέσματα και να αντιμετωπίσετε τα δύο προβλήματα περιορισμών που μπορεί να προκύψουν.*

Βιβλιογραφία

ΠΡΟΑΙΡΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Goldberg D.E.,*GENETIC ALGORITHMS in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

[2] Michalewich Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs,* Springer–Verlag, 2nd ed., 1992.

[3] Davis L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Θεμελίωση των Γενετικών Αλγορίθμων

Σκοπός

Στα δύο προηγούμενα κεφάλαια έγινε η εισαγωγή στα δομικά στοιχεία ενός Γενετικού Αλγορίθμου και ακολούθησε η ανάλυση των βασικών χαρακτηριστικών τους. Στο δεύτερο κεφάλαιο με τη βοήθεια ενός παραδείγματος, για την επίλυση ενός απλού προβλήματος βελτιστοποίησης, προσπαθήσαμε να εξηγήσουμε πώς δουλεύουν οι ΓΑ.

Ο σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι δώσει απαντήσεις σε ερωτήματα που αφορούν την θεωρητική θεμελίωση των Γενετικών Αλγορίθμων. Δηλαδή, θα παρουσιάσουμε ορισμένα βασικά στοιχεία της θεωρητικής θεμελίωσης των ΓΑ και θα αναλύσουμε τα σχήματα (ή πρότυπα) ομοιότητας. Επίσης θα συζητήσουμε την υπόθεση των δομικών στοιχείων (building blocks) και θα εξετάσουμε την επίδραση της επιλογής και των άλλων γενετικών τελεστών (διασταύρωσης και μετάλλαξης), στη μακροσκοπική συμπεριφορά των ΓΑ.

Συνοψίζοντας, μπορούμε να πούμε ότι σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να εξετάσει γιατί δουλεύουν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

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

- *ορίσετε τα σχήματα ομοιότητας και να διατυπώσετε το θεώρημα των σχημάτων,*
- *ορίσετε ποσοτικά την επίδραση της επιλογής στην επιβίωση των σχημάτων,*
- *ορίσετε ποσοτικά την επίδραση των γενετικών τελεστών στην επιβίωση των σχημάτων,*
- *ορίσετε την υπόθεση δομικών στοιχείων,*
- *αντιμετωπίσετε το πρόβλημα της «πλάνης» σε ένα ΓΑ.*

Έννοιες κλειδιά

- *θεωρητική θεμελίωση*
- *σχήματα ομοιότητας*
- *πρότυπα ομοιότητας*

- *αδιάφορο σύμβολο*
- *τάξη σχήματος*
- *οριστικό μήκος σχήματος*
- *θεώρημα σχημάτων*
- *υπόθεση δομικών στοιχείων*
- *πιθανότητα επιβίωσης σχήματος*
- *ανασυνδυασμός*
- *απόδοση σχήματος*
- *τελεστής αντιστροφής*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Αν και οι ΓΑ είναι απλοί στην περιγραφή και τον προγραμματισμό τους, η συμπεριφορά τους μπορεί να είναι πολύπλοκη και υπάρχουν πολλά ανοικτά ερωτήματα για το πως δουλεύουν και για ποιους τύπους προβλημάτων είναι οι πλέον κατάλληλοι. Πολλή δουλειά έχει γίνει για τις θεωρητικές θεμελιώσεις των ΓΑ, [1, 2, 4]. Εδώ εμείς θα δώσουμε μία σύντομη ανασκόπηση των βασικών αρχών.

Καθώς οι ΓΑ χρησιμοποιήθηκαν ευρέως για επίλυση πρακτικών αλλά και επιστημονικών προβλημάτων, δόθηκε μεγαλύτερη έμφαση στην κατανόηση της θεωρητικής τους θεμελίωσης. Μερικές κύριες ερωτήσεις σε αυτή την περιοχή είναι οι ακόλουθες [4]:

- *Ποιοι νόμοι περιγράφουν τη μακροσκοπική συμπεριφορά των ΓΑ; Συγκεκριμένα, τι προβλέψεις μπορούν να γίνουν για τη χρονική εξέλιξη της καταλληλότητας (αντικειμενικής συνάρτησης) του πληθυσμού και για τη δυναμική των δομών του πληθυσμού σε ένα συγκεκριμένο ΓΑ;*
- *Πώς οι τελεστές χαμηλού επιπέδου (επιλογή, διασταύρωση και μετάλλαξη) βελτιώνουν την μακροσκοπική συμπεριφορά των ΓΑ;*
- *Σε τι τύπους προβλημάτων οι ΓΑ αποδίδουν καλά;*
- *Σε τι τύπους προβλημάτων οι ΓΑ δεν αποδίδουν καλά;*
- *Τι σημαίνει για ένα ΓΑ «αποδίδει καλά», ή «δεν αποδίδει καλά»; Δηλαδή τι κριτήρια απόδοσης είναι κατάλληλα για τους ΓΑ;*

- *Κάτω από ποιες συνθήκες (τύποι ΓΑ και τύποι προβλημάτων) ένας ΓΑ υπερτερεί από τις συμβατικές μεθόδους αναζήτησης;*

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα προσπαθήσουμε να απαντήσουμε σε αυτά τα ερωτήματα. Βέβαια το θέμα δεν θα εξαντληθεί εδώ. Για μια λεπτομερή ανάλυση του θέματος, ο αναγνώστης παραπέμπεται στη βιβλιογραφία [6, 7, 8].

4.1 Θεωρητική θεμελίωση των Γενετικών Αλγορίθμων

Σκοπός

Σε αυτή την ενότητα δεν ενδιαφερόμαστε για τις συμβολοσειρές, μόνο ως συμβολοσειρές. Αφού σημαντικές ομοιότητες μεταξύ συμβολοσειρών με υψηλή απόδοση μπορούν να καθοδηγήσουν την αναζήτηση, αναρωτιέται κανείς πώς μπορεί να οριστεί ένα μέτρο ομοιότητας μεταξύ συμβολοσειρών. Συγκεκριμένα αναρωτιέται κατά ποιον τρόπο είναι μια συμβολοσειρά αντιπρόσωπος άλλων κλάσεων συμβολοσειρών με ομοιότητες σε συγκεκριμένες θέσεις; Το πλαίσιο των σχημάτων παρέχει ένα εργαλείο για να απαντήσουμε σε αυτή την ερώτηση.

Σκοπός αυτής της ενότητας είναι να ορίσει το πλαίσιο των σχημάτων ομοιότητας και το θεώρημα των σχημάτων. Επίσης, θα εξετάσουμε την επίδραση της επιλογής και των άλλων γενετικών τελεστών (διασταύρωσης και μετάλλαξης), στη μακροσκοπική συμπεριφορά των ΓΑ.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε τελειώσει τη μελέτη αυτής της ενότητας, θα μπορείτε να ορίσετε:

- *τα σχήματα ομοιότητας και να διατυπώσετε το θεώρημα των σχημάτων,*
- *ποσοτικά την επίδραση της επιλογής στην επιβίωση των σχημάτων,*
- *ποσοτικά την επίδραση των γενετικών τελεστών στην επιβίωση των σχημάτων.*

Αν και οι Γενετικοί αλγόριθμοι είναι εύκολο να περιγραφούν και να υλοποιηθούν, η συμπεριφορά τους μπορεί να είναι σύνθετη. Υπάρχουν πολλές ανοικτές ερωτήσεις για το πώς δουλεύουν και για ποιους τύπους προβλημάτων είναι οι πλέον κατάλληλοι. Η παραδοσιακή θεωρία των ΓΑ, όπως πρωτοπαρουσιάστηκε από τον Holland [2], υποθέτει ότι, σε ένα πολύ γενικό επίπεδο περιγραφής, οι ΓΑ δουλεύουν ανακαλύπτοντας και ανασυνδυάζοντας «καλά δομικά στοιχεία» λύσεων, με ένα τρόπο υψηλού (ενδογενή) παραλληλισμού. Δηλαδή, οι ΓΑ έχουν την ικανότητα να επεξεργάζονται πολλά τέτοια στοιχεία ταυτόχρονα, αν υλοποιηθούν σε ένα παράλληλο υπολογιστικό περιβάλον. Η βασική ιδέα εδώ είναι ότι οι καλές λύσεις τείνουν να δημιουργηθούν από καλά δομικά στοιχεία (φόρμες) – συνδυασμοί τμημάτων συμβολοσειρών τα οποία προσδίδουν μεγαλύτερη απόδοση στις συμβολοσειρές στις οποίες παραβρίσκονται. Ο Holland εισήγαγε πρώτος την ονομασία *σχήματα*, για να τυποποιήσει την άτυπη ονομασία των «*δομικών στοιχείων*».

ΣΧΗΜΑΤΑ (ΠΡΟΤΥΠΑ) ΟΜΟΙΟΤΗΤΑΣ

Η θεωρητική θεμελίωση των ΓΑ βασίζεται στην αναπαράσταση των λύσεων ως δυαδικών συμβολοσειρών, καθώς και στην έννοια του *σχήματος (schema)* – ένα πρότυπο (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 (Σ = {0, 1}). Ένα σχήμα αναπαριστά όλες τις συμβολοσειρές (ένα υπερεπίπεδο–επίπεδο ή άλλο υποσύνολο του χώρου αναζήτησης), οι οποίες ταιριάζουν σε όλες τις θέσεις εκτός από αυτές που περιέχουν 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 το σχήμα (1001110001) αναπαριστά μία μόνο συμβολοσειρά, την (1001110001), και το σχήμα (**********) αναπαριστά όλες τις συμβολοσειρές μήκους 10. Είναι σαφές ότι κάθε σχήμα αναπαριστά 2^r συμβολοσειρές, όπου r είναι ο αριθμός των αδιάφορων συμβόλων * στο σχήμα. Από την άλλη πλευρά, κάθε συμβολοσειρά μήκους m ταιριάζει σε 2^m διαφορετικά σχήματα. Αυτό σύμφωνα με τον D. Goldberg [1, σελ.19] αποτελεί ένα κάτω φράγμα. Επίσης εκεί αναφέρεται ότι μία δυαδική συμβολοσειρά μήκους m μετέχει σε 3^m σχήματα, όπου θεωρείται ότι το δυαδικό αλφάβητο έχει επεκταθεί με το αδιάφορο σύμβολο *. Γενικά, για αλφάβητο με πληθάριθμο (cardinality) c ο αριθμός των σχημάτων είναι $(c + 1)^m$. Για παράδειγμα, ας θεωρήσουμε τη συμβολοσειρά (1001110001). Αυτή η συμβολοσειρά ταιριάζει στα ακόλουθα 2^{10} σχήματα:

$$
\begin{aligned}
&(1001110001)\\
&(*001110001)\\
&(1*01110001)\\
&(10*1110001)\\
&\vdots\\
&(100111000*)\\
&(**01110001)\\
&(*0*1110001)\\
&\vdots\\
&(10011100**)\\
&(***1110001)\\
&\vdots\\
&(**********).
\end{aligned}
$$

Διαφορετικά σχήματα έχουν και διαφορετικά χαρακτηριστικά. Θα πρέπει να έχει ήδη γίνει σαφές ότι το πλήθος 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 καθοριστικό μήκος (defining length). Το *θεώρημα των Σχημάτων (Schema Theorem)* θα διατυπωθεί με βάση τα μεγέθη αυτά.

ΘΕΩΡΗΜΑ ΤΩΝ ΣΧΗΜΑΤΩΝ (SCHEMA THEOREM)

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

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

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

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

έχουν τις ακόλουθες τάξεις:

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

και το σχήμα S_3 είναι το πιο συγκεκριμένο ή, με άλλα λόγια, το λιγότερο γενικό, αφού αναπαριστά μόνο τέσσερις συμβολοσειρές, σε αντίθεση με τα S_1 και S_2 που αναπαριστούν 16 και 128 συμβολοσειρές αντίστοιχα.

Η έννοια της τάξης ενός σχήματος είναι χρήσιμη στον υπολογισμό της πιθανότητας επιβίωσης του σχήματος κατά τη διαδικασία της μετάλλαξης.

Το *οριστικό μήκος* ενός σχήματος S (συμβολίζεται με $\delta(S)$) 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 οριστικό μήκος μηδέν.

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

Τα σημαντικότερα βήματα της εξελικτικής διαδικασίας σε ένα ΓΑ είναι η επιλογή και ο ανασυνδυασμός (τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης). Ακολουθεί μια συζήτηση σχετικά με τις επιδράσεις των δύο αυτών βημάτων στον αριθμό και το είδος των σχημάτων που περιέχονται στον πληθυσμό.

ΕΠΙΔΡΑΣΗ ΤΗΣ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΣΤΗΝ ΕΠΙΒΙΩΣΗ ΕΝΟΣ ΣΧΗΜΑΤΟΣ

Η συζήτηση θα γίνει με βάση ένα παράδειγμα.

Ας υποθέσουμε ότι ο πληθυσμός έχει μέγεθος *pop_size* = 20 και το μήκος της συμβολοσειράς (επομένως και το μήκος του σχήματος) είναι m = 33 (όπως και στο Παράδειγμα 3.1). Ακόμη, ας υποθέσουμε ότι τη στιγμή (ή βήμα ή γενιά) t ο πληθυσμός αποτελείται από τις ακόλουθες συμβολοσειρές:

$$v_1 = (100110100000001111111010011011111)$$

$$v_2 = (111000100100110111001010100011010)$$

$$v_3 = (000010000011001000001010111011101)$$

$$v_4 = (100011000101101001111000001110010)$$

$$v_5 = (000111011001010011010111111000101)$$

$$v_6 = (000101000010010101001010111111011)$$

$$v_7 = (001000100000110101111011011111011)$$

$$v_8 = (100001100001110100010110101100111)$$

$$v_9 = (010000000101100010110000001111100)$$

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

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

$$v_{12} = (110100010111110110100010101000000000)$$

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

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

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

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

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

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

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

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

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 οριστικό μήκος του είναι $\delta(S_0) = 7 - 5 = 2$.

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

$$eval(S,t) = (\sum_{j=1}^{p} eval(v_{i_j}))\,/\,p\,. \tag{4.1}$$

Κατά τη διάρκεια της επιλογής, δημιουργείται ένας προσωρινός πληθυσμός. Κάθε συμβολοσειρά αντιγράφεται καμία, 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 $p_1 = eval\,(v_i)/F(t)$, όπου $F(t)$ είναι το άθροισμα των αποδόσεων ολόκληρου του πληθυσμού.

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

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

$$\xi(S,t+1) = \xi(S,t)\cdot pop\_size\cdot eval(S,t)\,/\,F(t) \tag{4.2}$$

Αν λάβουμε υπόψη ότι η μέση απόδοση του πληθυσμού είναι $\overline{F(t)} = F(t)\,/\,pop\_size$, η παραπάνω σχέση ισοδυναμεί με την ακόλουθη:

$$\xi(S,t+1) = \xi(S,t)\cdot eval(S,t)\,/\,\overline{F(t)}\,. \tag{4.3}$$

Με άλλα λόγια, ο αριθμός των συμβολοσειρών στον πληθυσμό που ταιριάζει σε αυτό το σχήμα, 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 το 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 απόδοσης του πληθυσμού κατά ε% (δηλαδή $eval(S,t)=\overline{F(t)}+\varepsilon\cdot\overline{F(t)}$), τότε

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

$$\varepsilon=(eval(S,t)-\overline{F(t)})/\overline{F(t)} \tag{4.4}$$

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 το 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

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

Την ίδια στιγμή, η μέση απόδοση του πληθυσμού είναι

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

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

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

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

Διαισθητικά, το σχήμα S_0 αποτελεί ένα υποσχόμενο τμήμα του χώρου αναζήτησης και, για το λόγο αυτό, δειγματοληπτείται με εκθετικά αυξανόμενο τρόπο.

Ας επιστρέψουμε και πάλι στο παράδειγμα μας. Τη στιγμή t το σχήμα S_0 αναπαριστά τρεις συμβολοσειρές. Στο προηγούμενο κεφάλαιο, η εξομοίωση της εξελικτικής διαδικασίας με τον ίδιο πληθυσμό οδήγησε στον ακόλουθο πληθυσμό:

$$v_1' = (011001111110110101100001101111000) \qquad (v_{11})$$

$$v_2' = (100011000101101001111000001110010) \qquad (v_4)$$

$$v_3' = (001000100000110101111011011111011) \qquad (v_7)$$

$$v_4' = (011001111110110101100001101111000) \qquad (v_{11})$$

$$v_5' = (000101010011111111110000110001100) \qquad (v_{19})$$

$$v_6' = (100011000101101001111000001110010) \qquad (v_4)$$

$$v_7' = (111011101101110000100011111011110) \qquad (v_{15})$$

$$v_8' = (000111011001010011010111111000101) \qquad (v_5)$$

$$v_9' = (011001111110110101100001101111000) \qquad (v_{11})$$

$$v_{10}' = (000010000011001000001010111011101) \qquad (v_3)$$

$$v_{11}' = (111011101101110000100011111011110) \qquad (v_{15})$$

$$v_{12}' = (010000000101100010110000001111100) \qquad (v_9)$$

$$v_{13}' = (000101000010010101001010111111011) \qquad (v_6)$$

$$v_{14}' = (100001100001110100010110101100111) \qquad (v_8)$$

$$v_{15}' = (111001100110000101000100010100001) \qquad (v_{20})$$

$$v_{16}' = (111001100110000101000100010100001) \qquad (v_1)$$

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

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

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

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

Πράγματι, το σχήμα S_0 αναπαριστά πέντε συμβολοσειρές στο νέο πληθυσμό: v_7', v_{11}', v_{18}', v_{19}' και v_{20}'.

Παρόλα αυτά, η διαδικασία της επιλογής από μόνη της, δεν εισάγει νέα σημεία (πιθανές λύσεις) στον πληθυσμό από το χώρο αναζήτησης. Απλά, αντιγράφει κάποιες συμβολοσειρές για το σχηματισμό ενός προσωρινού πληθυσμού.

ΕΠΙΔΡΑΣΗ ΤΩΝ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΤΕΛΕΣΤΩΝ ΣΤΗΝ ΕΠΙΒΙΩΣΗ ΕΝΟΣ ΣΧΗΜΑΤΟΣ

Το δεύτερο βήμα του κύκλου εξέλιξης, ο ανασυνδυασμός, είναι υπεύθυνο για την εισαγωγή νέων ατόμων στον πληθυσμό. Αυτό γίνεται με τη χρήση των γενετικών τελεστών, 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

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

ταιριάζει σε 2^{33} διαφορετικά σχήματα. Έστω τα ακόλουθα δύο σχήματα, στα οποία ταιριάζει η συμβολοσειρά αυτή:

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

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

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

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

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

θα έδινε

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

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

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

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

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

$$p_d(S) = \frac{\delta(S)}{m-1} \tag{4.5}$$

και συνεπώς η πιθανότητα επιβίωσής του είναι:

$$p_s(S) = 1 - \frac{\delta(S)}{m-1}. \tag{4.6}$$

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

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

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:

$$p_s(S) = 1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1}. \tag{4.7}$$

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

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

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

$$p_s(S) \geq 1 - p_c \frac{\delta(S)}{m-1}. \tag{4.8}$$

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

$$\xi(S,t+1) \geq \xi(S,t) eval(S,t) / \overline{F(t)} \left[1 - p_c \frac{\delta(S)}{m-1} \right] \tag{4.9}$$

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

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

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

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

$$v'_{19} = (111011101101110000100011111011110)$$

και το σχήμα

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

Ας υποθέσουμε, ακόμα, ότι η συμβολοσειρά v'_{19} υπόκειται σε μετάλλαξη. Στο Παράδειγμα 3.1 του κεφαλαίου 3, η v'_{19} μεταλλάχθηκε στην ένατη θέση και προέκυψε η:

$$v''_{19} = (11101110\mathbf{0}101110000100011111011110) \,,$$

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

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

$$p_s(S) = (1 - p_m)^{o(S)} \tag{4.10}$$

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

$$p_s(S) \approx 1 - o(S) p_m . \tag{4.11}$$

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

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

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

$$\xi(S, t+1) \geq \xi(S,t) \cdot eval(S,t) / \overline{F(t)} \left[1 - p_c \cdot \frac{\delta(S)}{m-1} - o(S) p_m \right] \tag{4.12}$$

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 οριστικό μήκος και μικρή τάξη.

Για το σχήμα S_0 έχουμε

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

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

Η παραπάνω ανάλυση και το αποτέλεσμα που περιγράφεται από τη σχέση

(4.12) μπορεί να διατυπωθεί από το ακόλουθο θεώρημα (γνωστό ως Θεώρημα *Σχημάτων*):

ΘΕΩΡΗΜΑ ΤΩΝ ΣΧΗΜΑΤΩΝ (SCHEMA THEOREM)

Σχήματα άνω του μέσου όρου απόδοσης, με μικρό οριστικό μήκος και μικρή τάξη λαμβάνουν εκθετικά αυξανόμενες συμβολοσειρές σε διαδοχικές γενιές ενός Γενετικού Αλγορίθμου.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 4.1

Να αποδείξετε ότι οποιαδήποτε δυαδική συμβολοσειρά μήκους m είναι στιγμιότυπο από 2^m διαφορετικά σχήματα.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 4.2

Να αποδείξετε ότι για ένα σχήμα με $\varepsilon > 0$, ο αριθμός των συμβολοσειρών που αναπαριστούν στις επόμενες γενιές αυξάνεται εκθετικά. Το αντίθετο συμβαίνει όταν $\varepsilon < 0$.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 4.3

Να ορίσετε την αντικειμενική συνάρτηση f της δυαδικής συμβολοσειράς x, με μήκος $l = 4$, έτσι ώστε να ισούται με τον ακέραιο που αναπαριστάται από το δυαδικό αριθμό x (π.χ. $f(0011) = 3$, $f(1111) = 15$). Ποια είναι η μέση απόδοση του σχήματος 1***, σε σχέση με την αντικειμενική συνάρτηση f; Ποια είναι η μέση απόδοση του σχήματος 0*** σε σχέση με την f;

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 4.4

Να ορίσετε την αντικειμενική συνάρτηση της δυαδικής συμβολοσειράς x, έτσι ώστε να ισούται με τον αριθμό των άσων που περιέχονται στη x. Να δώσετε τη σχέση για τη μέση απόδοση ενός σχήματος S, το οποίο έχει k ορισμένα δυαδικά ψηφία όλα ίσα με 1, σε σχέση με το μήκος της δυαδικής συμβολοσειράς l και το k.

4.2 Υπόθεση Δομικών Στοιχείων

Ένα άμεσο αποτέλεσμα του Θεωρήματος των Σχημάτων είναι ότι οι ΓΑ εξερευνούν το χώρο αναζήτησης με μικρού μήκους, χαμηλής τάξης σχήματα τα οποία, στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για ανταλλαγή πληροφορίας κατά τη διασταύρωση. Μετά από αυτή την παρατήρηση μπορούμε να διατυπώσουμε την υπόθεση δομικών στοιχείων (φορμών):

Υπόθεση δομικών Στοιχείων: *Ένας Γενετικός Αλγόριθμος αναζητεί απόδοση κοντά στο βέλτιστο, τοποθετώντας δίπλα–δίπλα μικρού μήκους, χαμηλής τάξης και υψηλής απόδοσης σχήματα, που ονομάζονται δομικά στοιχεία.*

Έχουμε συναντήσει ένα τέλειο παράδειγμα δομικού στοιχείου σε αυτή την ενότητα, το οποίο είναι το παρακάτω:

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

Αυτό το σχήμα είναι ένα μικρού μήκους, χαμηλής τάξης σχήμα, το οποίο (τουλάχιστον στις πρώτες γενιές) ήταν επίσης άνω του μέσου. Αυτό το σχήμα συνεισέφερε στην εύρεση του βέλτιστου.

Αν και έχει γίνει κάποια έρευνα για να αποδειχθεί αυτή η υπόθεση, για τις περισσότερες μη συνηθισμένες εφαρμογές βασιζόμαστε κυρίως σε εμπειρικά αποτελέσματα. Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαπέντε ετών, αναπτύχθηκαν πολλές εφαρμογές ΓΑ, οι οποίες υποστήριξαν την υπόθεση δομικών στοιχείων σε πολλές διαφορετικές περιοχές προβλημάτων. Οπωσδήποτε, αυτή η υπόθεση προϋποθέτει ότι το πρόβλημα της κωδικοποίησης για ένα ΓΑ είναι κρίσιμο για την απόδοσή του και ότι μια τέτοια κωδικοποίηση θα έπρεπε να ικανοποιεί την ιδέα των δομικών στοιχείων μικρού μήκους.

Στην προηγούμενη ενότητα ορίσαμε ότι ένας πληθυσμός από *pop_size άτομα* μήκους m, επεξεργάζεται τουλάχιστον 2^m και το πολύ 2^{pop_size} σχήματα. Μερικά από αυτά επεξεργάζονται κατά ένα χρήσιμο τρόπο: δειγματοληπτούνται σε (επιθυμητό) εκθετικά αυξανόμενο ρυθμό και δεν διασπώνται από τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη (πράγμα που μπορεί να συμβεί σε σχήματα μεγάλου οριστικού μήκους και υψηλής τάξης).

Σε αυτό το κεφάλαιο έχουμε παρουσιάσει μερικές τυπικές εξηγήσεις του γιατί δουλεύουν οι ΓΑ. Πρέπει, όμως, να σημειώσουμε ότι η υπόθεση δομικών στοιχείων είναι ένα είδος υπόσχεσης, η οποία σε μερικά προβλήματα εύκολα αθετείται. Για παράδειγμα υποθέστε ότι τα δύο, μικρού μήκους και χαμηλής τάξης, σχήματα με 11 θέσεις

S_1 = (1 1 1 * * * * * * * *) και

S_2 = (* * * * * * * * * 1 1)

έχουν απόδοση πάνω από το μέσο όρο (σε σχέση μία υποθετική αντικειμενική συνάρτηση), αλλά ο συνδυασμός τους

S_3 = (1 1 1 * * * * * * 1 1)

είναι πιο ακατάλληλος, δηλαδή έχει μικρότερη απόδοση, από τον:

S_4 = (0 0 0 * * * * * * 0 0)

Υποθέστε επίσης ότι η βέλτιστη συμβολοσειρά είναι η S_0 = (1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1) (παρατηρούμε ότι η S_3 ταιριάζει με αυτήν). Ένας ΓΑ ίσως έχει μερικές δυσκολίες να συγκλίνει στην S_0 επειδή είναι πιθανό να τείνει να συγκλίνει σε σημεία όπως το (0 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0). Αυτό το φαινόμενο καλείται *«πλάνη»: μερικά δομικά σχήματα (μικρού μήκους, χαμηλής τάξης σχήματα) μπορούν να παρασύρουν το ΓΑ και να τον αναγκάσουν να συγκλίνει σε υποβέλτιστα σημεία.*

Έχουν προταθεί τρεις προσεγγίσεις που ασχολούνται με την «πλάνη»[3]. Η πρώτη προϋποθέτει εκ των προτέρων γνώση της αντικειμενικής συνάρτησης για να κωδικοποιηθεί με κατάλληλο τρόπο (ώστε να πάρουμε «σπάνια» δομικά στοιχεία). Για παράδειγμα, εκ των προτέρων γνώση της αντικειμενικής συνάρτησης, και συνεπώς και της «πλάνης», μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετική κωδικοποίηση, όπου τα έξι ψηφία που απαιτούνται για τη βελτιστοποίηση της συνάρτησης είναι γειτονικά, αντί να είναι σε έξι χωριστές θέσεις.

Η δεύτερη προσέγγιση, χρησιμοποιεί τον τρίτο γενετικό τελεστή, την *αντιστροφή*. Η απλή αντιστροφή, είναι (όπως η μετάλλαξη) ένας μοναδικός τελεστής: *επιλέγει δύο σημεία μέσα σε μια συμβολοσειρά και αντιστρέφει την τάξη των ψηφίων μεταξύ των επιλεγμένων σημείων, αλλά θυμάται τη «σημασία» του ψηφίου*. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να αναγνωρίζουμε ψηφία μέσα στη συμβολοσειρά: *αυτό το επιτυγχάνουμε διατηρώντας τα ψηφία, μαζί με μια αναφορά των αρχικών τους θέσεων*. Για παράδειγμα, μια συμβολοσειρά

s = ((1, 0), (2, 0), (3, 0) | (4, 1), (5, 1), (6, 0), (7, 1) | (8, 0), (9, 0), (10, 0), (11, 1))

με δύο μαρκαρισμένα σημεία, μετά την αντιστροφή γίνεται

s' = ((1, 0), (2, 0), (3, 0) | (7, 1), (6, 0), (5, 1), (4, 1) | (8, 0), (9, 0), (10, 0), (11, 1))

Ένας Γενετικός Αλγόριθμος που χρησιμοποιεί και την αντιστροφή, ως τελεστή, αναζητεί τις καλύτερες διευθετήσεις ψηφίων για το σχηματισμό δομικών στοιχείων. Για παράδειγμα το επιθυμητό σχήμα που θεωρήσαμε προηγουμένως

S_3 = (1 1 1 * * * * * * 1 1)

ξαναγράφεται ως

S_3 = ((1, 1), (2, 1), (3, 1), (4, *), (5, *), (6, *), (7, *), (8, *), (9, *), (10, 1), (11, 1)),

και μετά την αντιστροφή γίνεται

S_3 = ((1, 1), (2, 1), (3, 1), (11, 1), (10, 1), (9, *), (8, *), (7, *), (6, *), (5, *), (4, *)),

φτιάχνοντας ένα σημαντικό δομικό στοιχείο. Γενικά ο τελεστής αυτός έχει αυξημένη πολυπλοκότητα και η επιτυχής εφαρμογή του είναι περιορισμένη.

Η τρίτη προσέγγιση για την εξουδετέρωση της «πλάνης», προτάθηκε σχετικά πρόσφατα [3]: ένας «*ακατάστατος*» (messy) Γενετικός Αλγόριθμος. Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με αυτούς τους αλγορίθμους, ο αναγνώστης παραπέμπεται στην αναφορά [4].

Οι Γενετικοί αλγόριθμοι έχουν και πολλές άλλες ενδιαφέρουσες ιδιότητες. Για μια σύντομη, αλλά περιεκτική, παρουσίασή τους, απευθυνθείτε στο κεφάλαιο 5 της αναφοράς [3].

Δραστηριότητα 4.1

Θεωρήστε τις τρεις δυαδικές συμβολοσειρές A_1 = 11101111, A_2 = 00010100 και A_3 = 01000011 και τα έξι σχήματα H_1 = 1*******, H_2 = 0*******, H_3 = ******11, H_4 = ***0*00*, H_5 = 1*****1* και H_6 = 1110**1*.

α) Ποιες συμβολοσειρές ταιριάζουν σε κάθε σχήμα;

β) Βρείτε την τάξη και το οριστικό μήκος κάθε σχήματος.

γ) Υπολογίστε την πιθανότητα επιβίωσης κάθε σχήματος, όταν υποβάλλεται σε μετάλλαξη και η πιθανότητα μιας απλής μετάλλαξης είναι $p_m = 0.001$.

δ) Υπολογίστε την πιθανότητα επιβίωσης κάθε σχήματος, όταν υποβάλλεται σε διασταύρωση και η πιθανότητα διασταύρωσης είναι $p_c = 0.85$.

Δραστηριότητα 4.2

Ένας πληθυσμός περιλαμβάνει στη γενιά 0 τις ακόλουθες δυαδικές συμβολοσειρές και τις αντίστοιχες αποδόσεις τους:

Α/Α	Δυαδική συμβολοσειρά	Απόδοση
1	10001	20
2	11100	10
3	00011	5
4	01110	15

Η πιθανότητα μετάλλαξης είναι $p_m = 0.01$ και η πιθανότητα διασταύρωσης είναι $p_c = 1.0$.

α) Υπολογίστε τον αναμενόμενο αριθμό σχημάτων της μορφής S_1=(1****) που θα υπάρχουν στη γενιά 1.

β) Υπολογίστε τον αναμενόμενο αριθμό σχημάτων της μορφής S_2=(0**1*) που θα υπάρχουν στη γενιά 1.

Σύνοψη

Σε αυτό το κεφάλαιο ασχοληθήκαμε με μια ακριβή αποτίμηση της απόδοσης των Γενετικών Αλγορίθμων, χρησιμοποιώντας μια ακριβή ανάλυση για τα σχήματα ή πρότυπα ομοιότητας. Το αρχικό συμπέρασμα, το οποίο ενσωματώνεται στο βασικό θεώρημα των Γενετικών Αλγορίθμων, λέει ότι τα υψηλής απόδοσης, μικρού μήκους και χαμηλής τάξης σχήματα έχουν τουλάχιστον εκθετικά αυξανόμενο αριθμό δειγμάτων στις επιτυχημένες γενιές. Αυτό συμβαίνει, γιατί η αναπαραγωγή κατανέμει περισσότερα αντίγραφα στα καλύτερα σχήματα και επειδή η διασταύρωση δεν διαταράσσει τα σχήματα μικρού οριστικού μήκους και με μεγάλη συχνότητα εμφάνισης. Επειδή η μετάλλαξη είναι (δίκαια) σπάνια, έχει μικρή επίδραση σε αυτά τα σημαντικά σχήματα.

Επεξεργαζόμενος ομοιότητες κατά αυτόν τον τρόπο, ο Γενετικός Αλγόριθμος ελαττώνει την πολυπλοκότητα των προβλημάτων. Κατά μια έννοια, αυτά τα υψηλής καταλληλότητας, μικρού μήκους και χαμηλής τάξης σχήματα, γίνονται οι μερικές λύσεις σε ένα πρόβλημα και καλούνται δομικά στοιχεία. Ο ΓΑ ανακαλύπτει νέες λύσεις δοκιμάζοντας πολλούς συνδυασμούς των μερικών λύσεων που περιέχονται στον τρέχοντα πληθυσμό. Το γεγονός ότι αυτά τα δομικά στοιχεία (μικρού μήκους, χαμηλής τάξης και ηψηλής απόδοσης σχήματα) πράγματι οδηγούν σε καλύτερη απόδοση, είναι μια εν δυνάμει υπόθεση ενός απλού Γενετικού Αλγορίθμου, που καλείται υπόθεση δομικών στοιχείων.

Η παραπάνω θεωρία είναι καθαρά εμπειρική και δεν εμπεριέχει κάποια φορμαλιστική μαθηματική ανάλυση της συμπεριφοράς των ΓΑ. Στην πραγματικότητα, οι ΓΑ 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.

Συνοψίζοντας, μπορούμε να πούμε ότι η ανάλυση των ΓΑ, μας οδήγησε στο να καταλάβουμε καλύτερα το γιατί δουλεύουν.

Στη βιβλιογραφία που ακολουθεί, η πρώτη αναφορά μπορεί να χρησιμοποιηθεί για παραπέρα μελέτη της θεωρητικής ανάλυσης των ΓΑ, ενώ η δεύτερη αναφορά δίνεται κυρίως για ιστορικούς λόγους. Τα παραδείγματα αυτού του κεφαλαίου είναι από την τρίτη αναφορά. Ο αναγνώστης που ενδιαφέρεται για πολύ προχωρημένα θέματα της μαθηματικής θεμελίωσης των ΓΑ, παραπέμπεται στις τρεις τελευταίες αναφορές.

Αφού ολοκληρώσετε τη μελέτη αυτού του κεφαλαίου, στην οποία περιλαμβάνεται και η Απάντηση των Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και των Δραστηριοτήτων, παρακαλούμε να επιστρέψετε στα Προσδοκώμενα Αποτελέσματα. Μπορείτε τώρα να ελέγξετε κατά πόσο είσαστε σε θέση να:

- *ορίσετε τα σχήματα ομοιότητας και να διατυπώσετε το θεώρημα των σχημάτων,*
- *ορίσετε ποσοτικά την επίδραση της επιλογής στην επιβίωση των σχημάτων,*
- *ορίσετε ποσοτικά την επίδραση των γενετικών τελεστών στην επιβίωση των σχημάτων,*
- *ορίσετε την υπόθεση δομικών στοιχείων,*
- *αντιμετωπίσετε το πρόβλημα της «πλάνης» σε ένα ΓΑ.*

Βιβλιογραφία

ΠΡΟΑΙΡΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Goldberg D.E.,*GENETIC ALGORITHMS in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

[2] *Holland J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems,* M.I.T. Press, 1975.

[3] Michalewich Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs,* Springer–Verlag, 2nd ed., 1992.

[4] Mitchel, Melanie, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, 1996.

[5] Whitley, L.D., *Foundations of Genetic Algorithms 2*, Ed., Morgan Kaufman, 1993.

[6] Whitley, L.D. and Vose M.D., *Foundations of Genetic Algorithms 3*, Ed., Morgan Kaufman, 1995.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Αριθμητική βελτιστοποίηση με Γενετικούς Αλγορίθμους

Σκοπός

Στο τρίτο κεφάλαιο αναφερθήκαμε σε ορισμένα προβλήματα που παρουσιάζουν οι εφαρμογές των Γενετικών Αλγορίθμων, λόγω της χρήσης δυαδικής κωδικοποίησης. Αυτή η αναπαράσταση, όπως είδαμε στο τέταρτο κεφάλαιο, ευνοεί τη θεωρητική ανάλυση και επιτρέπει τη χρήση κομψών γενετικών τελεστών.

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να πειραματιστούμε και με άλλα μεγαλύτερα αλφάβητα και (πιθανώς) καινούργιους γενετικούς τελεστές. Πιο συγκεκριμένα θα ασχοληθούμε με προβλήματα αριθμητικής βελτιστοποίησης, των οποίων οι μεταβλητές παίρνουν τιμές σε συνεχή πεδία ορισμού. Σε αυτή την περίπτωση, όπως θα δούμε στη συνέχεια, θα χρησιμοποιήσουμε γονίδια κωδικοποιημένα με πραγματικές τιμές και ειδικούς γενετικούς τελεστές που θα δημιουργηθούν ειδικά για αυτά. Αυτή η γενίκευση των κλασικών Γενετικών Αλγορίθμων, όπως έχουμε ήδη αναφέρει στην εισαγωγή, αναφέρεται στη βιβλιογραφία ως Εξελικτικά Προγράμματα.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

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

- *χρησιμοποιήσετε και πραγματική κωδικοποίηση εκτός από τη δυαδική,*
- *απαριθμήσετε τα πέντε πλεονεκτήματα της πραγματικής αναπαράστασης,*
- *απαριθμήσετε τα τρία μειονεκτήματα της δυαδικής αναπαράστασης,*
- *χρησιμοποιήσετε καινούριους γενετικούς τελεστές κατάλληλους για την πραγματική κωδικοποίηση,*
- *χρησιμοποιήσετε εξελικτικά προγράμματα για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης.*

Έννοιες κλειδιά

- *εξελικτικά προγράμματα*
- *πραγματική αναπαράσταση*
- *αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής*
- *στοχαστική ομοιόμορφη δειγματοληψία*
- *απόδοση χρόνου*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Όπως αναφέρθηκε στο τρίτο κεφάλαιο σε μερικές εφαρμογές των ΓΑ, παρουσιάζονται είτε καθυστερήσεις στη σύγκλιση είτε ολική αποτυχία εύρεσης των βέλτιστων λύσεων με την επιθυμητή ακρίβεια. Για παράδειγμα, είναι δυνατόν ολόκληρος ο πληθυσμός να συγκλίνει πρόωρα σε ένα μη ολικό βέλτιστο. Είναι επίσης δυνατό να παρουσιαστεί αδυναμία του ΓΑ να πετύχει καλή τοπική προσέγγιση ή αδυναμία να λειτουργήσει σωστά, όταν στο πρόβλημα συνυπάρχουν μη τετριμμένοι (συνηθισμένοι) περιορισμοί.

Η δυαδική αναπαράσταση που χρησιμοποιείται παραδοσιακά στους ΓΑ παρουσιάζει κάποια μειονεκτήματα όταν εφαρμόζεται σε πολυδιάστατα, μεγάλης ακρίβειας, αριθμητικά προβλήματα. Για παράδειγμα, για 100 μεταβλητές με πεδίο ορισμού το διάστημα [–500, 500] όπου απαιτείται ακρίβεια έξι δεκαδικών ψηφίων, το μήκος του διανύσματος δυαδικής λύσης είναι 3000. Αυτό, με τη σειρά του, δημιουργεί ένα χώρο αναζήτησης μεγέθους της τάξης του 10^{1000}*. Σε τέτοιου είδους προβλήματα οι ΓΑ αποδίδουν μέτρια.*

Το δυαδικό αλφάβητο παρέχει το μέγιστο αριθμό σχημάτων ανά δυαδικό ψηφίο πληροφορίας για οποιαδήποτε κωδικοποίηση. Ως αποτέλεσμα αυτού του γεγονότος η αναπαράσταση των λύσεων με δυαδική συμβολοσειρά έχει επικρατήσει ως τεχνική στη βιβλιογραφία των ΓΑ. Αυτή η αναπαράσταση ευνοεί επίσης τη θεωρητική ανάλυση και επιτρέπει τη δημιουργία κομψών γενετικών τελεστών. Όμως, αυτό το αποτέλεσμα «αναμενόμενου παραλληλισμού» δεν εξαρτάται από τη χρήση δυαδικών συμβολοσειρών και ίσως να αξίζει να πειραματιστούμε με μεγάλα αλφάβητα και με (πιθανώς) καινούριους γενετικούς τελεστές. Πιο συγκεκριμένα, για προβλήματα βελτιστοποίησης παραμέτρων με μεταβλητές που παίρνουν τιμές σε συνεχή πεδία ορισμού, μπορούμε να πειραματιστούμε με κωδικοποιημένα γονίδια πραγματικών τιμών και με ειδικούς γενετικούς τελεστές που θα έχουν δημιουργηθεί γι’ αυτά.

5.1 Αναπαράσταση Πραγματικών Αριθμών

Σκοπός

Στην ενότητα αυτή περιγράφουμε τα αποτελέσματα πειραμάτων με γενετικούς τελεστές διαφόρων μορφών πάνω σε αναπαράσταση πραγματικών αριθμών. Ο βασικός σκοπός αυτών των υλοποιήσεων είναι (σε συμμόρφωση με τις αρχές του εξελικτικού προγραμματισμού) η μετάβαση του ΓΑ πλησιέστερα προς το χώρο αναζήτησης.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Μελετώντας αυτή την ενότητα, θα έχετε τη δυνατότητα να:

- *απαριθμήσετε δύο νέα είδη κωδικοποίησης,*
- *αναφέρετε ένα πρόβλημα αριθμητικής βελτιστοποίησης.*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Όπως ήδη αναφέραμε, σε ορισμένες εφαρμογές η φύση του προβλήματος μας οδηγεί σε πραγματική αναπαράσταση, η οποία επιτρέπει μετάβαση του ΓΑ πλησιέστερα στο χώρο αναζήτησης. Μια τέτοια μετάβαση αναγκάζει τους γενετικούς τελεστές να είναι πιο συγκεκριμένοι ως προς το πρόβλημα, βελτιστοποιώντας κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του χώρου αναζήτησης. Για παράδειγμα, αυτή η αναπαράσταση έχει την ιδιότητα ότι δύο γειτονικά σημεία στο χώρο αναπαράστασης πρέπει να είναι επίσης γειτονικά στο χώρο αναζήτησης και αντιστρόφως. Αυτό δεν ισχύει γενικά στη δυαδική αναπαράσταση, όπου η απόσταση στην αναπαράσταση καθορίζεται συνήθως από τον αριθμό των θέσεων με διαφορετικά δυαδικά ψηφία. Παρόλα αυτά, υπάρχει η δυνατότητα να ελαττωθεί η ασυμφωνία αυτού του είδους με χρήση του κώδικα Gray.

5.1.1 Αναπαράσταση Κώδικα GRAY

Οι διαδικασίες για τη μετατροπή ενός δυαδικού αριθμού $\mathbf{b} = <b_1,...,b_m>$ σε έναν αριθμό κωδικοποιημένο σε κώδικα Gray $\mathbf{g} = <g_1,...,g_m>$ και αντιστρόφως δίνονται στο παρακάτω σχήμα. Η παράμετρος m υποδηλώνει το πλήθος των δυαδικών ψηφίων γι’ αυτές τις αναπαραστάσεις.

Διαδικασία Μετατροπής Δυαδικής Αναπαράστασης προς Gray

```
begin
    g1=b1
    for k=2 to m do
        gk=bk–1 XOR bk
end
```

Διαδικασία Μετατροπής Αναπαράστασης Gray προς Δυαδική

```
begin
    value=g1
    b1=value
    for k=2 to m do
    begin
        if gk=1 then value=NOT value
        bk=value
    end
end
```

Σχήμα 1

Οι διαδικασίες μετατροπής Δυαδικής προς Gray και Gray προς Δυαδική αναπαράσταση

Ο Πίνακας 5.1 παρουσιάζει τους πρώτους 16 δυαδικούς αριθμούς μαζί με τους αντίστοιχους κώδικες Gray.

Σημειώστε ότι η αναπαράσταση με κώδικα Gray έχει την ιδιότητα ότι κάθε δύο γειτονικά σημεία στο χώρο του προβλήματος διαφέρουν μόνο κατά ένα δυαδικό ψηφίο. Με άλλα λόγια, μια αύξηση κατά ένα βήμα στην τιμή της παραμέτρου αντιστοιχεί σε μια αλλαγή ενός μόνο δυαδικού ψηφίου στον κώδικα. Σημειώστε επίσης, ότι υπάρχουν και άλλες ισοδύναμες διαδικασίες για τη μετατροπή από δυαδικό σε κώδικα Gray και αντιστρόφως. Για παράδειγμα (περίπτωση όπου $m = 4$), ένα ζεύγος πινάκων

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \qquad A^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

παρέχει τους ακόλουθους μετασχηματισμούς:

$$g = Ab \text{ και } b = A^{-1}g,$$

όπου οι πολλαπλασιασμοί γίνονται με βάση το 2.

Παρόλα αυτά, χρησιμοποιούμε μία αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής, αφού είναι πιο κοντά στο χώρο του προβλήματος και επίσης επιτρέπει μια εύκολη και αποδοτική υλοποίηση κλειστών και δυναμικών τελεστών. Ως επακόλουθο, συγκρίναμε εμπειρικά τη δυαδική αναπαράσταση και την αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής χρησιμοποιώντας διάφορους νέους τελεστές σε πολλές περιπτώσεις και παρουσιάζουμε τις διαφορές ανάμεσα στη δυαδική και την αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής σε μια τυπική περίπτωση ενός προβλήματος δυναμικού ελέγχου. Το πρόβλημα αυτό είναι ένα γραμμικό–τετραγωνικό πρόβλημα. Όπως αναμενόταν, τα αποτελέσματα είναι καλύτερα από εκείνα με τη δυαδική αναπαράσταση.

Για τα πειράματα επιλέξαμε το ακόλουθο πρόβλημα δυναμικού ελέγχου.

Δυαδική	Gray
0000	0000
0001	0001
0010	0011
0011	0010
0100	0110
0101	0111
0110	0101
0111	0100
1000	1100
1001	1101
1010	1111
1011	1110
1100	1010
1101	1011
1110	1001
1111	1000

Πίνακας 5.1
Δυαδικοί και Gray κώδικες

Παράδειγμα 1

Να υπολογιστούν οι τιμές της μεταβλητής u_k, $k = 0, 1, \ldots, N-1$, που ελαχιστοποιούν τον παρακάτω δείκτη επίδοσης

$$J = \min\left(x_N^2 + \sum_{k=0}^{N-1}\left(x_k^2 + u_k^2\right)\right).$$

Στην παράσταση αυτή είναι

$$x_{k+1} = x_k + u_k,\ k = 0,\ 1,\ldots,\ N-1,$$

όπου το x_0 είναι η αρχική κατάσταση, το $x_k \in R$ αντιπροσωπεύει μια τυχαία κατάσταση και το $u \in R^N$ είναι το προς αναζήτηση διάνυσμα ελέγχου. Η βέλτιστη τιμή μπορεί να δοθεί αναλυτικά από τον τύπο:

$$J^* = K_0 x_0^2,$$

όπου το K_k αποτελεί τη λύση της παρακάτω εξίσωσης Riccati, για $k = N-1, \ldots, 0$

$$K_k = 1 + K_{k+1} / \left(1 + K_{k+1}\right) \text{ και } K_N = 1.$$

Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων ένα χρωμόσωμα αναπαριστούσε ένα διάνυσμα των καταστάσεων ελέγχου u. Θεωρήσαμε επίσης μια καθορισμένη περιοχή (–200, 200) για κάθε u_i (οι πραγματικές λύσεις ανήκουν στο διάστημα αυτό για το σύνολο των πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν). Για όλα τα ακόλουθα πειράματα χρησιμοποιήσαμε $x_0 = 100$ και $N = 45$, δηλαδή ένα χρωμόσωμα $u = \langle u_0, \ldots, u_{44} \rangle$, που έχει βέλτιστη τιμή $J^* = 16180.4$.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 5.1

Τα πλεονεκτήματα του κώδικα Gray έναντι της δυαδικής αναπαράστασης είναι:

α. Μπορεί να αναπαραστήσει μεγαλύτερο αριθμό σημείων στο χώρο του προβλήματος.

β. Χρειάζεται μεγαλύτερο αριθμό ψηφίων.

γ. Έχει την ιδιότητα ότι κάθε δύο γειτονικά σημεία διαφέρουν μόνο κατά ένα συνδυασμό ψηφίων.

δ. Όλα τα παραπάνω.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 5.2

Η αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής:

α. Υπερέχει πάντα της δυαδικής αναπαράστασης.

β. Είναι πιο κοντά στο χώρο του προβλήματος.

γ. Επιτρέπει μια σύντομη και αποδοτική υλοποίηση κλειστών και δυναμικών τελεστών.

δ. Τα Α και Γ.

ε. Τα Β και Γ.

Δραστηριότητα 5.1

Να αναφέρετε τουλάχιστον δύο είδη αναπαράστασης, εκτός από την δυαδική και την πραγματική και να τις συγκρίνετε με τις δύο γνωστές.

5.2 Οι δύο υλοποιήσεις

Σκοπός

Σκοπός αυτής της ενότητας είναι να μελετήσουμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των δύο υλοποιήσεων (πραγματικής και δυαδικής) των Γενετικών Αλγορίθμων. Σε κάθε υλοποίηση θα χρησιμοποιήσουμε μια ποικιλία διαφορετικών τελεστών. Έτσι θα έχουμε τη δυνατότητα μιας άμεσης σύγκρισης, σχετικά με την απόδοση των δύο υλοποιήσεων. Η απόδοση θα μελετηθεί σε σχέση με την ακρίβεια της λύσης και τον απαιτούμενο χρόνο για την προσέγγιση της λύσης.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε ολοκληρώσει τη μελέτη αυτής της ενότητας θα μπορείτε να:

- *απαριθμήσετε τα πέντε πλεονεκτήματα και τα δύο μειονεκτήματα των δύο αναπαραστάσεων,*
- *εφαρμόσετε καινούργιους γενετικούς τελεστές ανάλογα με το είδος της αναπαράστασης που χρησιμοποιείτε,*
- *επιλέξετε την κατάλληλη κωδικοποίηση, ανάλογα με το είδος της εφαρμογής,*
- *σχεδιάσετε Εξελικτικά Προγράμματα.*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Το πείραμα θα γίνει για το πρόβλημα δυναμικού ελέγχου, που ορίσαμε στο Παράδειγμα 1. Για τη μελέτη επιλέξαμε δύο υλοποιήσεις γενετικών αλγορίθμων που διαφέρουν μόνο ως προς την αναπαράσταση και τους γενετικούς τελεστές που εφαρμόζουν. Μια τέτοια προσέγγιση θα μας παρέχει τη δυνατότητα για μια πιο άμεση σύγκριση. Και οι δύο υλοποιήσεις χρησιμοποιούν τον ίδιο μηχανισμό επιλογής: στοχαστική καθολική δειγματοληψία. Αυτός ο μηχανισμός είναι παρόμοιος με την εξαναγκασμένη ρουλέτα, με τη διαφορά ότι οι «φέτες» είναι ίσες μεταξύ τους και ίσες στο πλήθος με τον πληθυσμό.

5.2.1 Δυαδική υλοποίηση

Στη δυαδική υλοποίηση κάθε στοιχείο ενός χρωμοσώματος διανύσματος έχει κωδικοποιηθεί χρησιμοποιώντας τον ίδιο αριθμό δυαδικών ψηφίων. Για την επίτευξη γρήγορης αποκωδικοποίησης, κάθε στοιχείο καταλαμβάνει χώρο ίσο με μία λέξη (γενικά καταλαμβάνει χώρο μεγαλύτερο από μία λέξη εάν ο αριθμός των δυαδικών ψηφίων ανά στοιχείο ξεπερνά το μέγεθος μιας λέξης, αυτό όμως αποτελεί μια εύκολα εφαρμόσιμη επέκταση) της μνήμης. Μ' αυτό τον τρόπο τα στοιχεία μπορούν να προσπελαστούν ως ακέραιοι, αφαιρώντας έτσι την ανάγκη για αποκωδικοποίηση από τη δυαδική στη δεκαδική μορφή. Έτσι, κάθε χρωμόσωμα αποτελεί ένα διάνυσμα από N λέξεις, όπου το N είναι ο αριθμός των στοιχείων ανά χρωμόσωμα, ή ένα πολλαπλάσιο αυτού για περιπτώσεις όπου απαιτούνται πολλές λέξεις για την αναπαράσταση ενός επιθυμητού αριθμού από δυαδικά ψηφία.

Η ακρίβεια μιας τέτοιας προσέγγισης εξαρτάται (για ένα πεδίο ορισμού καθορισμένου μεγέθους) από το πλήθος των δυαδικών ψηφίων που πραγματικά χρησιμοποιούνται και ισούται με $(UB - LB) / (2^n - 1)$, όπου τα UB και LB είναι τα όρια του πεδίου ορισμού και το n είναι ο αριθμός των δυαδικών ψηφίων για κάθε στοιχείο ενός χρωμοσώματος.

5.2.2 Υλοποίηση κινητής υποδιαστολής

Στην υλοποίηση με πραγματικούς αριθμούς κινητής υποδιαστολής κάθε χρωμόσωμα κωδικοποιήθηκε ως ένα διάνυσμα πραγματικών αριθμών κινητής υποδιαστολής, μήκους ίσου με το μήκος του διανύσματος λύσεων. Κάθε στοιχείο εξαναγκάστηκε να βρίσκεται μέσα στην επιθυμητή περιοχή και οι τελεστές σχεδιάστηκαν προσεκτικά έτσι ώστε να διατηρούν αυτή την απαίτηση.

Η ακρίβεια μιας τέτοιας προσέγγισης εξαρτάται από το μηχάνημα υλοποίησης, γενικά όμως είναι πολύ καλύτερη από την ακρίβεια που επιτυγχάνουμε με τη δυαδική αναπαράσταση.

Φυσικά, μπορούμε πάντοτε να επεκτείνουμε την ακρίβεια της δυαδικής αναπαράστασης εισάγοντας περισσότερα δυαδικά ψηφία, πράγμα που όμως καθυστερεί τον αλγόριθμο.

Επιπρόσθετα, η αναπαράσταση με πραγματικούς αριθμούς κινητής υποδιαστολής έχει τη δυνατότητα να αναπαριστά σημαντικά μεγάλα πεδία τιμών (ή περιπτώσεις πεδίων τιμών άγνωστων ορίων). Από την άλλη πλευρά, η αναπαράσταση με δυαδικές συμβολοσειρές θυσιάζει την ακρίβεια στο βωμό της αναπαράστασης μεγαλύτερου πεδίου τιμών, όταν έχουμε καθορισμένο μήκος δυαδικής συμβολοσειράς. Επίσης, στην αναπαράσταση με πραγματικούς αριθμούς κινητής υποδιαστολής είναι πολύ πιο εύκολο να σχεδιαστούν ειδικά εργαλεία για την αντιμετώπιση ειδικών περιπτώσεων και εξαιρέσεων.

5.2.3 Τα πειράματα

Τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν σε ένα σταθμό εργασίας DEC3100 και προέρχονται από την αναφορά [1]. Όλα τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται εδώ αναφέρονται στις μέσες τιμές που προέκυψαν από 10 ανεξάρτητες εκτελέσεις. Κατά τη διάρκεια όλων των πειραμάτων το μέγεθος του πληθυσμού διατηρήθηκε σταθερό στο 60 και ο αριθμός των επαναλήψεων ήταν 20000. Για την αναπαράσταση δυαδικής συμβολοσειράς χρησιμοποιήθηκαν $n = 30$ δυαδικά ψηφία για την κωδικοποίηση μιας μεταβλητής (ενός στοιχείου του διανύσματος λύσεων), δηλαδή $30 \cdot 45 = 1350$ δυαδικά ψηφία για ολόκληρο το διάνυσμα.

Λόγω πιθανών διαφοροποιήσεων στην κατανόηση του τελεστή μετάλλαξης, δεχτήκαμε την πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων ως ένα δίκαιο μέτρο σύγκρισης ανάμεσα στην αναπαράσταση δυαδικής συμβολοσειράς και την αναπαράσταση με πραγματικούς αριθμούς κινητής υποδιαστολής. Όλες οι πειραματικές τιμές προέκυψαν από εκτελέσεις με τους γενετικούς τελεστές ρυθμισμένους έτσι ώστε να επιτυγχάνουν το ίδιο ποσοστό ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων. Έτσι, κάποιος αριθμός επαναλήψεων μπορεί να θεωρηθεί περίπου παρόμοιος με τον ίδιο αριθμό χρήσεων της αντικειμενικής συνάρτησης.

ΤΥΧΑΙΑ ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΣΗ ΚΑΙ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗ

Σε αυτή την ενότητα του πειράματος εκτελούμε και τις δύο υλοποιήσεις με τελεστές που είναι παρόμοιοι (τουλάχιστον ως προς την αναπαράσταση δυαδικής συμβολοσειράς) με τους παραδοσιακούς τελεστές.

ΔΥΑΔΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ

Για την αναπαράσταση δυαδικής συμβολοσειράς χρησιμοποιήθηκαν οι παραδοσιακοί τελεστές για μετάλλαξη και διασταύρωση. Παρόλα αυτά, για να τους κάνουμε πιο συγκρίσιμους με αυτούς της αναπαράστασης με πραγματικούς αριθμούς κινητής υποδιαστολής, επιτρέψαμε τη διασταύρωση μόνο ανάμεσα σε στοιχεία. Η πιθανότητα της διασταύρωσης καθορίστηκε στο 0.25, ενώ η πιθανότητα της μετάλλαξης κυμαίνονταν έτσι ώστε να επιτευχθεί το επιθυμητό ποσοστό της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων (βλέπε Πίνακα 2).

Πίνακας 5.2

Οι πιθανότητες της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων ως προς τις πιθανότητες μετάλλαξης

Υλοποίηση	Πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων				
	0.6	0.7	0.8	0.9	0.95
Δυαδική	0.00047	0.00068	0.00098	0.0015	0.0021
Κινητής υποδιαστολής	0.014	0.02	0.03	0.045	0.061

ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΚΙΝΗΤΗΣ ΥΠΟΔΙΑΣΤΟΛΗΣ

Ο τελεστής διασταύρωσης που χρησιμοποιήθηκε ήταν ανάλογος αυτού της δυαδικής αναπαράστασης (χωρισμός σημείων ανάμεσα σε πραγματικούς αριθμούς) και εφαρμόστηκε με την ίδια πιθανότητα (0.25). Η μετάλλαξη, την οποία αποκαλούμε τυχαία, εφαρμόζεται τώρα σε έναν αριθμό κινητής υποδιαστολής και όχι σε ένα δυαδικό ψηφίο. Το αποτέλεσμα μιας τέτοιας μετάλλαξης είναι μια τυχαία τιμή μέσα από το πεδίο τιμών (LB, UB).

Πίνακας 5.3

Αποτελέσματα μέσης περίπτωσης ως προς την πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων

Υλοποίηση	Πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων					Μέση απόκλιση
	0.6	0.7	0.8	0.9	0.95	
Δυαδική	42179	46102	29290	52769	30573	31212
Κινητής υποδιαστολής	46594	41806	47454	69624	82371	11275

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 5.3

Έστω τα δύο παρακάτω διανύσματα ελέγχου:

$u_1 = [0.1, -0.3, 1.2, 0.05]$ και

$u_2 = [1.5, 0.05, -0.8, 0.3]$

Να εφαρμόσετε τους τελεστές μετάλλαξης και διασταύρωσης, όπως αυτοί περιγράφονται στην προηγούμενη παράγραφο.

5.2.4 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα του παραπάνω Πίνακα 3 είναι ελαφρώς καλύτερα για την περίπτωση της δυαδικής αναπαράστασης. Παρόλα αυτά, είναι μάλλον δύσκολο να τις κρίνουμε περισσότερο, αφού όλες απέχουν αρκετά από τη βέλτιστη λύση (16180.4). Επιπλέον, εμφανίστηκε ένα ενδιαφέρον χαρακτηριστικό, που έδειξε ότι η υλοποίηση με αναπαράσταση με πραγματικούς αριθμούς κινητής υποδιαστολής είναι πιο σταθερή, με πολύ μικρότερη μέση απόκλιση.

Επιπρόσθετα, είναι ενδιαφέρον να σημειώσουμε ότι το παραπάνω πείραμα δεν ήταν εντελώς δίκαιο για την αναπαράσταση με πραγματικούς αριθμούς. Η τυχαία μετάλλαξη στην αναπαράσταση αυτή συμπεριφέρεται «πιο» τυχαία από αυτή της δυαδικής αναπαράστασης, στην οποία η αλλαγή ενός δυαδικού ψηφίου δε συνεπάγεται τη δημιουργία μιας εξ ολοκλήρου τυχαίας καινούριας τιμής από το πεδίο τιμών. Για να γίνει καλύτερα κατανοητό το παραπάνω ας αναλογιστούμε την ακόλουθη ερώτηση: ποια είναι η πιθανότητα ότι μετά από μετάλλαξη ένα στοιχείο θα πέσει μέσα σε δ% του εύρους του συνόλου τιμών (τα οποία είναι 400, αφού το σύνολο τιμών είναι $\langle 200,-200\rangle$) από την παλιά του τιμή; Η απάντηση είναι η εξής:

Αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής: Μια τέτοια πιθανότητα πέφτει στο διάστημα $\langle \delta, 2\delta \rangle$.

Για παράδειγμα, για το $\delta = 0.05$ βρίσκεται στο διάστημα $\langle 0.05, 0.1\rangle$.

Δυαδική αναπαράσταση: Στην περίπτωση αυτή πρέπει να αναλογιστούμε τον αριθμό των χαμηλής τάξης δυαδικών ψηφίων που επιτρέπεται να αλλαχτούν. Υποθέτοντας ότι $n = 30$ ως το μήκος κάθε στοιχείου και m ως το μήκος της επιτρεπόμενης αλλαγής, το m πρέπει να ικανοποιεί τη σχέση $m \le n + \log_2 \delta$.

Αφού το m είναι ακέραιος συνεπάγεται ότι $m = \lfloor n + \log_2 \delta \rfloor = 25$ και η άγνωστη πιθανότητα είναι $m/n = 25/30 = 0.833$, που είναι μια αρκετά διαφορετική τιμή. Έτσι, στην επόμενη υποενότητα, θα προσπαθήσουμε να σχεδιάσουμε μία μέθοδο αντιστάθμισης αυτού του μειονεκτήματος.

ΜΗ ΟΜΟΙΟΜΟΡΦΗ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗ

Σε αυτό το μέρος των πειραμάτων που εκτελέσαμε, μαζί με τους τελεστές που συζητήθηκαν παραπάνω, χρησιμοποιήσαμε έναν ειδικό δυναμικό τελεστή μετάλλαξης, που αποσκοπούσε τόσο στη βελτίωση του συντονισμού ξεχωριστών στοιχείων όσο και στη μείωση των μειονεκτημάτων της τυχαίας μετάλλαξης στην υλοποίηση με αναπαράσταση πραγματικών αριθμών. Καλούμε τον τελεστή αυτόν τελεστή μη ομοιόμορφης μετάλλαξης και τον παρουσιάζουμε στη συνέχεια και για τις δύο αναπαραστάσεις.

ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΚΙΝΗΤΗΣ ΥΠΟΔΙΑΣΤΟΛΗΣ

Ο καινούριος τελεστής ορίζεται ως εξής: εάν το $s_\upsilon^t = \langle \upsilon_1, \ldots, \upsilon_m \rangle$ είναι ένα χρωμόσωμα (το t είναι ο αριθμός της γενιάς) και το στοιχείο υ_k έχει επιλεγεί για μετάλλαξη, το αποτέλεσμα θα είναι ένα διάνυσμα $s_\upsilon^{t+1} = \langle \upsilon_1, \ldots, \upsilon_k', \ldots, \upsilon_m \rangle$, όπου

$$\upsilon_k' = \begin{cases} \upsilon_k + \Delta(t, UB - \upsilon_k), & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 0,} \\ \upsilon_k - \Delta(t, \upsilon_k - LB), & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 1,} \end{cases}$$

και τα LB και UB αποτελούν τα κάτω και πάνω όρια του πεδίου τιμών της μεταβλητής υ_k. Η συνάρτηση $\Delta(t, y)$ επιστρέφει μια τιμή στο διάστημα $[0, y]$ τέτοια ώστε η πιθανότητα ότι το $\Delta(t, y)$ θα διατηρείται κοντά στο μηδέν αυξάνει, καθώς το t αυξάνεται. Αυτή η ιδιότητα αναγκάζει τον τελεστή αυτόν να ψάξει ομοιόμορφα στην αρχή το χώρο αναζήτησης τιμών (όταν το t είναι μικρό) και πολύ τοπικά σε επόμενες γενιές. Έτσι, αυξάνεται η πιθανότητα να δημιουργηθεί καινούριος αριθμός πλησιέστερα στον πρόγονό του, παρά να έχουμε τυχαία δημιουργία. Χρησιμοποιήσαμε τη συνάρτηση

$$\Delta(t, y) = y\left(1 - r^{\left(1 - \frac{t}{T}\right)^b}\right),$$

όπου το r είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0, 1]$, το T είναι ο μέγιστος αριθμός γενεών και το b είναι μία παράμετρος του συστήματος που καθορίζει το βαθμό της εξάρτησης από το αριθμό της τρέχουσας γενιάς (στο παράδειγμα χρησιμοποιήσαμε $b = 5$).

ΔΥΑΔΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ

Για να είμαστε πιο αντικειμενικοί με τη δυαδική αναπαράσταση, μοντελοποιήσαμε το δυναμικό τελεστή στο χώρο του, εάν και δημιουργήθηκε κυρίως για τη βελτίωση της μετάλλαξης όσον αφορά την αναπαράσταση πραγματικών αριθμών. Εδώ είναι ανάλογος με αυτόν της αναπαράστασης με πραγματικούς αριθμούς, όμως με ένα διαφορετικά ορισμένο υ_k' με τη σχέση

$$\upsilon'_k = \text{μετάλλαξη}\left(\upsilon_k, \nabla(t,n)\right),$$

όπου το $n = 30$ είναι ο αριθμός των δυαδικών ψηφίων ανά στοιχείο κάθε χρωμοσώματος. Η πράξη *μετάλλαξη*(υ_k, i) σημαίνει: μετάλλαξε την τιμή του k–οστού στοιχείου στο i–οστό δυαδικό ψηφίο (το 0 είναι το λιγότερο σημαντικό ψηφίο) και

$$\nabla(t,n) = \begin{cases} \lfloor \Delta(t,n) \rfloor & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 0,}^{[*]} \\ \lceil \Delta(t,n) \rceil & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 1,} \end{cases}$$

με την παράμετρο b του Δ προσαρμοσμένη κατάλληλα, εάν επιθυμούμε παρόμοια συμπεριφορά (στο παράδειγμα χρησιμοποιήσαμε $b = 1.5$).

Χρησιμοποιώντας τους τελεστές μη ομοιόμορφης μετάλλαξης και εφαρμόζοντάς τους με το ίδιο ποσοστό όπως και με τους προηγούμενους μπορούμε να καταλήξουμε στον παρακάτω πίνακα που είναι αντίστοιχος του Πίνακα 3.

Πίνακας 5.4

Τα αποτελέσματα στη μέση περίπτωση ως προς την πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων

Υλοποίηση	Πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων		Μέση απόκλιση
	0.8	0.9	
Δυαδική	35265	30373	40256
Κινητής υποδιαστολής	20561	26164	2133

Τώρα η υλοποίηση με αναπαράσταση πραγματικών αριθμών κινητής υποδιαστολής εμφανίζει μια καλύτερη μέση απόδοση (Πίνακας 4). Επιπρόσθετα, για άλλη μια φορά τα αποτελέσματα της δυαδικής υλοποίησης δεν είναι σταθερά. Παρόλα αυτά, είναι ενδιαφέρον να παρατηρήσουμε εδώ ότι, παρά την υψηλή μέση απόκλισή της, η δυαδική υλοποίηση έδωσε τα δύο καλύτερα αποτελέσματα για αυτό το γύρο (16205 και 16189).

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 5.4

Να εφαρμόσετε τον τελεστή μη ομοιόμορφης μετάλλαξης στα διανύσματα ελέγχου της Άσκησης Αυτοαξιολόγησης 5.3.

[*] Το σύμβολο $\lfloor\ \rfloor$ δηλώνει στογγυλοποίηση στον πλησιέστερο ακέραιο προς τα κάτω και το $\lceil\ \rceil$ προς τα πάνω.

5.2.5 Άλλοι Τελεστές

Σε αυτό το σημείο του πειράματος αποφασίσαμε να υλοποιήσουμε και να χρησιμοποιήσουμε τόσους επιπλέον τελεστές όσους μπορούν να ορισθούν με εύκολο τρόπο και στους δύο χώρους αναπαράστασης.

ΔΥΑΔΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ

Επιπλέον των όσων περιγράψαμε νωρίτερα, υλοποιήσαμε έναν τελεστή διασταύρωσης πολλαπλών σημείων και επίσης επιτρέψαμε διασταυρώσεις ανάμεσα στα δυαδικά ψηφία ενός στοιχείου. Η πιθανότητα του τελεστή διασταύρωσης πολλαπλών σημείων που εφαρμόζεται σε ένα στοιχείο, ελέγχεται από μια παράμετρο του συστήματος.

ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΚΙΝΗΤΗΣ ΥΠΟΔΙΑΣΤΟΛΗΣ

Εδώ επίσης υλοποιήσαμε έναν παρόμοιο πολλαπλών σημείων τελεστή διασταύρωσης. Επιπλέον, υλοποιήσαμε απλές αριθμητικές διασταυρώσεις και αριθμητικές διασταυρώσεις πολλαπλών σημείων, οι οποίες στην πραγματικότητα παίρνουν τον αριθμητικό μέσο αντί να εκτελούν ανταλλαγές τμημάτων σε συγκεκριμένα σημεία. Το πλεονέκτημα των τελεστών αυτών είναι ότι τα στοιχεία που αντιπροσωπεύονται από τα αντίστοιχα χρωμοσώματα ανήκουν στο αρχικό πεδίο αναζήτησης.

5.2.6 Αποτελέσματα

Η υλοποίηση κινητής υποδιαστολής δείχνει να υπερτερεί. Ακόμα και όταν τα βέλτιστα αποτελέσματα δεν είναι τόσο διαφορετικά, μόνο αυτή καταφέρνει να τα πετύχει.

Πίνακας 5.5

Τα αποτελέσματα στη μέση περίπτωση ως προς την πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων

Υλοποίηση	Πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων			Μέση απόκλιση	Καλύτερο
	0.7	0.8	0.9		
Δυαδική	23814	19234	27456	6078	16188.2
Κινητής υποδιαστολής	16248	16798	16198	54	16182.1

ΑΠΟΔΟΣΗ ΧΡΟΝΟΥ

Πολλοί διαμαρτύρονται για την υψηλή πολυπλοκότητα χρόνου των ΓΑ σε μη τετριμμένα προβλήματα. Στην ενότητα αυτή παρουσιάζουμε την απόδοση και των δύο υλοποιήσεων.

Τα αποτελέσματα του πίνακα που ακολουθεί είναι αυτά που αντιστοιχούν στην ενότητα 5.2.5.

Πίνακας 5.6
Ο χρόνος επεξεργασίας από την Κεντρική Μονάδα Επεξεργασίας (σε δευτερόλεπτα) ως προς τον αριθμό των στοιχείων.

Υλοποίηση	Αριθμός στοιχείων (*N*)				
	5	15	25	35	45
Δυαδική	1080	3123	5137	7177	9221
Κινητής υποδιαστολής	184	398	611	823	1072

Ο επόμενος πίνακας συγκρίνει τον χρόνο CPU που απαιτείται και για τις δύο υλοποιήσεις για μεταβαλλόμενο πλήθος στοιχείων σε κάθε χρωμόσωμα. Η προσέγγιση κινητής υποδιαστολής είναι πολύ ταχύτερη ακόμα και για τα μετριοπαθή 30 bits ανά μεταβλητή στην δυαδική υλοποίηση. Για μεγάλα πεδία αναζήτησης και υψηλή ακρίβεια το συνολικό μήκος του χρωμοσώματος μεγαλώνει και η σχετική διαφορά διευρύνεται, όπως φαίνεται στον ακόλουθο πίνακα.

Πίνακας 5.7
Ο χρόνος επεξεργασίας από την Κεντρική Μονάδα Επεξεργασίας (σε δευτερόλεπτα) ως προς τον αριθμό των δυαδικών ψηφίων ανά στοιχείο, N=45.

Υλοποίηση	Πιθανότητα της ενημέρωσης των χρωμοσωμάτων					
	5	10	20	30	40	50
Δυαδική	4426	5355	7438	9219	10981	12734
Κινητής υποδιαστολής	1072 (σταθερό)					

Δραστηριότητα 5.2

Ένας χώρος αναζήτησης περιέχει 2.097.152 σημεία. Ένας ΓΑ με δυαδική κωδικοποίηση συγκρίνεται με ένα ΓΑ οκταδικής κωδικοποίησης. Να υπολογίσετε και να συγκρίνετε τις ακόλουθες ποσότητες για τις δύο υλοποιήσεις, δυαδική και οκταδική:

1. συνολικός αριθμός σχημάτων,
2. συνολικός αριθμός σημείων αναζήτησης,
3. αριθμός σχημάτων που περιέχονται σε ένα άτομο,
4. άνω και κάτω όριο του αριθμού των σχημάτων που περιέχονται σε ένα άτομο.

Δραστηριότητα 5.3

Να συγκρίνετε την απόδοση ενός ΓΑ δυαδικής κωδικοποίησης με ένα ΓΑ μη δυαδικής κωδικοποίησης. Συγκεκριμένα, να συγκρίνετε την απόδοση ενός ΓΑ δυαδικής κωδικοποίησης, με αντικειμενική συνάρτηση $f(x) = x^{10}$, με ένα ΓΑ οκταδικής κωδικοποίησης, για το ίδιο πρόβλημα. Να χρησιμοποιήσετε κωδικοποίηση 30 ψηφίων και οκταδική κωδικοποίηση 10 θέσεων. Να συγκρίνετε το ρυθμό σύγκλισης για τις δύο κωδικοποιήσεις.

Δραστηριότητα 5.4

Να γράψετε μια υπορουτίνα που υλοποιεί μια κωδικοποίηση κινητής υποδιαστολής με καθορισμένη βάση και εκθέτη.

Σύνοψη

Στο τρίτο κεφάλαιο αυτού του βιβλίου αναφερθήκαμε σε ορισμένα προβλήματα που παρουσιάζουν οι εφαρμογές των Γενετικών Αλγορίθμων, λόγω της χρήσης δυαδικής κωδικοποίησης. Αυτή η αναπαράσταση, όπως είδαμε στο τέταρτο κεφάλαιο, ευνοεί τη θεωρητική ανάλυση και επιτρέπει τη χρήση κομψών γενετικών τελεστών.

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου ήταν να πειραματιστούμε και με άλλα μεγαλύτερα αλφάβητα και καινούργιους γενετικούς τελεστές. Πιο συγκεκριμένα ασχοληθήκαμε με προβλήματα αριθμητικής βελτιστοποίησης, των οποίων οι μεταβλητές παίρνουν τιμές σε συνεχή πεδία ορισμού. Σε αυτή την περίπτωση, χρησιμοποιήσαμε γονίδια κωδικοποιημένα με πραγματικές τιμές και ειδικούς γενετικούς τελεστές που δημιουργήθηκαν ειδικά για αυτά. Αυτή η γενίκευση των κλασικών Γενετικών Αλγορίθμων αναφέρεται στη βιβλιογραφία ως Εξελικτικά Προγράμματα.

Τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν έδειξαν ότι η υλοποίηση κινητής υποδιαστολής είναι γρηγορότερη, πιο σταθερή από γενιά σε γενιά (χωρίς μεγάλες διακυμάνσεις και ασυνέχειες) και παρέχει μεγαλύτερη ακρίβεια (ειδικά σε εφαρμογές με μεγάλα πεδία ορισμού, όπου η δυαδική κωδικοποίηση θα απαιτούσε απαγορευτικά μεγάλη αναπαράσταση). Την ίδια στιγμή η απόδοσή τους μπορεί να αυξηθεί από ειδικούς τελεστές ώστε να δώσει μεγαλύτερη ακρίβεια (ακόμη μεγαλύτερη και από αυτή της δυαδικής αναπαράστασης). Επιπλέον, η αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής, ως διαισθητικά πλησιέστερη στο χώρο του προβλήματος, είναι ευκολότερη για τη σχεδίαση άλλων τελεστών που ενσωματώνουν ειδική γνώση για το πρόβλημα. Αυτό κυρίως είναι ουσιώδες στο χειρισμό μη συνηθισμένων περιορισμών που καθορίζονται από το πρόβλημα.

Στη βιβλιογραφία που ακολουθεί, η πρώτη αναφορά χρησιμοποιήθηκε για την παρουσίαση των αποτελεσμάτων του πειράματος. Ο αναγνώστης παραπέμπεται στη δεύτερη αναφορά, προκειμένου να βρεί μια μεγάλη ποικιλία εφαρμογών των Γενετικών Αλγορίθμων σε πραγματικά προβλήματα. Τέλος, και στις δύο αναφορές υπάρχουν πολλές εφαρμογές στις οποίες χρησιμοποιούνται Εξελικτικά Προγράμματα.

Αφού ολοκληρώσετε τη μελέτη αυτού του κεφαλαίου, στην οποία περιλαμβάνεται και οι Απαντήσεις των Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης και των Δραστηριοτήτων, παρακαλούμε να επιστρέψετε στα Προσδοκώμενα Αποτελέσματα.

Μπορείτε τώρα να ελέγξετε κατά πόσο μπορείτε να χρησιμοποιήσετε πραγματική κωδικοποίηση εκτός από τη δυαδική, καθώς επίσης να απαριθμήσετε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της πραγματικής αναπαράστασης. Δοκιμάστε να χρησιμοποιήσετε καινούριους γενετικούς τελεστές κατάλληλους για την πραγματική κωδικοποίηση. Τέλος, μπορείτε να προσπαθήσετε να χρησιμοποιήσετε Εξελικτικά Προγράμματα για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης.

Βιβλιογραφία

ΠΡΟΑΙΡΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Michalewich Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs,* Springer–Verlag, 2nd ed., 1992.

[2] Davis L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Εφαρμογές των Γενετικών Αλγορίθμων

Σκοπός

Στο πέμπτο κεφάλαιο είδαμε μία γενίκευση των Γενετικών Αλγορίθμων, στην οποία μας οδήγησε η ανάγκη καλύτερης εφαρμογής τους σε συγκεκριμένη κατηγορία προβλημάτων, όπως είναι τα προβλήματα αριθμητικής βελτιστοποίησης. Επίσης, στο ίδιο κεφάλαιο είδαμε ότι η χρησιμοποίηση αριθμητικής αναπαράστασης οδήγησε στην τροποποίηση των γνωστών γενετικών τελεστών ή και τη σχεδίαση καινούργιων, οι οποίοι παρουσιάζουν μεγαλύτερη απόδοση για αυτό το είδος αναπαράστασης σε σχέση με τους κλασικούς τελεστές που έχουν σχεδιαστεί για τη δυαδική αναπαράσταση.

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι η παρουσίαση μιας ποικιλίας εφαρμογών των Γενετικών Αλγορίθμων που έχουν υλοποιηθεί και χρησιμοποιούνται σε πραγματικά συστήματα. Επίσης, θα μας δοθεί η ευκαιρία να διαπιστώσουμε τη ικανότητά τους να συνεργάζονται με άλλες μεθόδους και ότι τα υβριδικά συστήματα που προκύπτουν δίνουν αξιόπιστες λύσεις. Έτσι, θα δοθεί η ευκαιρία στον αναγνώστη να αποκτήσει μεγαλύτερη εμπειρία στη γενίκευση των Γενετικών Αλγορίθμων, μελετώντας αντιπροσωπευτικά Εξελικτικά Προγράμματα σε διάφορα πεδία πρακτικών εφαρμογών.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε τελειώσει τη μελέτη αυτού του κεφαλαίου θα έχετε μια ολοκληρωμένη εικόνα για τις δυνατότητες των Γενετικών Αλγορίθμων και των Εξελικτικών Προγραμμάτων και την εφαρμογή τους στην επίλυση πρακτικών προβλημάτων. Έτσι, θα μπορείτε να:

- *απαριθμήσετε διάφορες εφαρμογές των ΓΑ σε πραγματικά προβλήματα,*
- *κωδικοποιήσετε ένα πρακτικό πρόβλημα, προκειμένου να επιλυθεί με ΓΑ,*
- *συνδυάσετε κλασικές μεθόδους και ΓΑ, για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων,*
- *σχεδιάσετε και υλοποιήσετε καινούριους γενετικούς τελεστές,*
- *σχεδιάσετε και υλοποιήσετε ένα Εξελικτικό Πρόγραμμα.*

Έννοιες κλειδιά

- *εξελικτικός προγραμματισμός*

- *αριθμητική βελτιστοποίηση*
- *έμπειρα συστήματα*
- *υβριδικοί αλγόριθμοι*
- *τεχνητά νευρωνικά δίκτυα*
- *αλγόριθμος διάδοσης λάθους προς τα πίσω*
- *σχεδιάγραμμα (blueprint)*
- *διαχωριστές (markers)*
- *αλληλοσύνδεση*

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις

Στα πρώτα τους βήματα, οι ΓΑ 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 ΓΑ ώθησαν στη χρήση του Εξελικτικού Προγραμματισμού (ΕΠ) σε πολλές εφαρμογές ενός ευρύτατου φάσματος πεδίων με εντυπωσιακά αποτελέσματα. Σήμερα υπάρχουν και λειτουργούν με επιτυχία πολλά συστήματα βασισμένα σε ΓΑ σε τομείς όπως η Επεξεργασία Εικόνας (Image Processing), η σχεδίαση με τη βοήθεια Η/Υ (Computer Aided Desing – CAD), η Οικονομία, οι Τηλεπικοινωνίες, η Τεχνολογία Λογισμικού (Software Engineering), ο Χρονοπρογραμματισμός (Scheduling), τα Γραφικά Υπολογιστών (Computer Graphics) και πολλούς άλλους.

Το κεφάλαιο αυτό ασχολείται με την παρουσίαση μιας ποικιλίας εφαρμογών ΓΑ που έχουν υλοποιηθεί και χρησιμοποιούνται με επιτυχία για διάφορους σκοπούς. Στόχος εδώ είναι να δοθεί μια εικόνα για τις τεράστιες δυνατότητες που παρουσιάζουν οι ΓΑ, για την αξιοπιστία των λύσεων που δίνουν σε διάφορα προβλήματα, την ευελιξία και την συνεργασιμότητα με άλλες μεθόδους και να γίνει μια συγκριτική μελέτη —στο μέτρο του δυνατού— των αποτελεσμάτων τους με τα αντίστοιχα των παραδοσιακών μεθόδων. Τα πεδία εφαρμογών που παρουσιάζονται είναι αντιπροσωπευτικά και σε καμία περίπτωση δεν εξαντλούνται πλήρως.

6.1 Εφαρμογές στην Τεχνολογία και το Μηχανολογικό Σχεδιασμό

Σκοπός

Σκοπός αυτής της ενότητας, είναι αφενός να παρουσιάσει τις γνωστές εφαρμογές των ΓΑ στα πεδία της Τεχνολογίας και του Τεχνολογικού Σχεδιασμού και αφετέρου να προτείνει ιδέες για τον τρόπο αντιμετώπισης τέτοιων προβλημάτων, συνδυάζοντάς τους με άλλες γνωστές μεθοδολογίες.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε ολοκληρώσει τη μελέτη αυτής της ενότητας, θα είστε σε θέση να:

- *απαριθμήσετε τις γνωστές εφαρμογές των ΓΑ και ΕΠ, σε προβλήματα της Τεχνολογίας και του Τεχνολογικού Σχεδιασμού,*
- *οριοθετήσετε την περιοχή του προβλήματος στο οποίο έχουν εφαρμογή οι ΓΑ,*
- *πάρετε ιδέες τις οποίες μπορείτε να χρησιμοποιήσετε σε άλλες εφαρμογές.*

Η βελτιστοποίηση στην Τεχνολογία και το Μηχανολογικό Σχεδιασμό 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 ΓΑ ως ισχυρό και ευέλικτο εργαλείο βελτιστοποίησης έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία στο χώρο αυτό, βελτιώνοντας αξιοσημείωτα τις επιδόσεις. Αξίζει να σημειωθεί ότι σε ένα χώρο, όπως η Τεχνολογία και ο Τεχνολογικός 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, κτλ. Πολύ συνηθισμένη πρακτική είναι η χρησιμοποίηση υβριδικών σχημάτων, που συνήθως έχουν καλύτερες επιδόσεις σε μεγάλης εξειδίκευσης προβλήματα. Ακολουθεί παρουσίαση μερικών εφαρμογών, στις οποίες φαίνονται οι προσαρμογές των βασικών λειτουργιών του ΓΑ στις ανάγκες του κάθε προβλήματος [1], [2], [3].

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Μια περιοχή έντονου τεχνολογικού ενδιαφέροντος είναι ο κατασκευαστικός τομέας (structural optimization). Ο Goldberg και οι συνεργάτες του [2] έχουν χρησιμοποιήσει ένα ΓΑ για την κατασκευή υποστηρίγματος πτέρυγας αεροπλάνου. Το υποστήριγμα αποτελείται από 10 τμήματα και στόχος είναι ο σχεδιασμός τους, κατά τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται το βάρος τους, ικανοποιώντας ταυτόχρονα κάποιους περιορισμούς μέγιστης και ελάχιστης πίεσης. Ο ΓΑ χρησιμοποιήθηκε με τις κλασικές μορφές των λειτουργιών του: επιλογή με ρουλέτα, απλή διασταύρωση και μετάλλαξη. Για την ενσωμάτωση των περιορισμών χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της ποινής. Η κωδικοποίηση ήταν δυαδική με 4 δυαδικά ψηφία για καθεμία από τις 10 μεταβλητές του προβλήματος, ενώ εξαιτίας των πολλών μεταβλητών έγινε συνένωση τους σε μια συμβολοσειρά. Επίσης, έγινε χρήση της τεχνικής της αντιστοίχησης των μεταβλητών σε κάποιο διάστημα, που εξυπηρετούσε τις ανάγκες του προβλήματος.

Συγκρινόμενος με άλλες μεθόδους, ο ΓΑ δίνει αποτελέσματα περίπου της ίδιας ακρίβειας στον ίδιο χρόνο. Ωστόσο, η παρουσίαση αυτού του παραδείγματος έγινε για να φανεί ότι κατά πρώτο λόγο οι ΓΑ έχουν το λιγότερο ισάξιες επιδόσεις με άλλες τεχνικές και κατά δεύτερο να φανεί το εύρος των εφαρμογών στις οποίες 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 [3], οι οποίοι κατόρθωσαν να δημιουργήσουν ένα πολύ αποδοτικό και εύρωστο υβριδικό σύστημα βελτιστοποίησης. Σ' αυτό συνδυάζονται ετερογενείς τεχνικές με διαφορετικές και, μερικές φορές, συμπληρωματικές δυνατότητες: Έμπειρο Σύστημα (ΕΣ), Αριθμητική Βελτιστοποίηση (ΑΒ) και ΓΑ. Η επιτυχία του συστήματος βασίζεται στην επιτυχημένη συνύπαρξη αυτών των τεχνικών, η οποία έχει ως αποτέλεσμα την εκμετάλλευση όλων των πλεονεκτημάτων της καθεμίας 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 ονομάστηκε από τους εμπνευστές της *Αλληλοσύνδεση (Inter–digitation)* και η βασική ιδέα της λειτουργίας της περιγράφεται παρακάτω.

Είναι γνωστό ότι τα ΕΣ είναι άριστο εργαλείο βελτιστοποίησης σε προβλήματα, όπου η γνώση του πεδίου των μεταβλητών από τον μηχανικό είναι αρκετή. Αντιθέτως, οι ΓΑ αδιαφορούν για το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος. Η ΑΒ βρίσκεται κάπου ενδιάμεσα των δύο άλλων τεχνικών. Συνεπώς, ο συνδυασμός των τεχνικών που χρησιμοποιούνται κάθε φορά είναι προφανής: Όταν η γνώση του πεδίου είναι πολύ καλή, χρησιμοποιείται μόνο ΕΣ. Αν είναι απλώς καλή, χρησιμοποιείται ΕΣ με ΑΒ. Αν είναι μέτρια, χρησιμοποιείται συνδυασμός ΕΣ–ΑΒ–ΓΑ. Τέλος, αν δεν υπάρχει γνώση, προτιμάται ΓΑ με ΑΒ. Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι ο συνδυασμός των τεχνικών αυτών μπορεί να αλλάζει κατά το χρόνο εκτέλεσης. Αυτό είναι μεγάλο πλεονέκτημα, γιατί διαφορετικές περιοχές είναι δυνατό να παρουσιάζουν διαφορετικό είδος πληροφορίας.

Η εφαρμογή της τεχνικής αυτής σε διάφορα προβλήματα έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα. Ο ισχυρισμός των κατασκευαστών για μεγάλη ευρωστία επιβεβαιώθηκε, όταν ο αλγόριθμος υποβλήθηκε σε εξαντλητικό έλεγχο, που περιελάμβανε έξι δύσκολα προβλήματα βελτιστοποίησης διαφόρων πεδίων. Καμιά μέθοδος βελτιστοποίησης δεν είχε καλές επιδόσεις σε παραπάνω από δύο από αυτά τα προβλήματα. Η τεχνική της Αλληλοσύνδεσης απέδειξε τη μεγάλη της ισχύ σημειώνοντας πολύ καλές επιδόσεις σε όλους τους ελέγχους.

Σε εφαρμογές μηχανικού σχεδιασμού, για τις οποίες άλλωστε δημιουργήθηκε, πέτυχε επίσης αξιόλογες επιδόσεις. Η General Electric το χρησιμοποίησε για την 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 εργαλείο αυτοματισμού γενικού σκοπού που περιλαμβάνει ΓΑ 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 [4]. Αποτελείται από ένα υβριδικό σύνολο εργαλείων, ένα από τα οποία είναι ΓΑ. 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 πώς λειτουργεί μια νέα σύνθεση στις συνθήκες του προβλήματος. Μέσα από διαδοχικές γενιές 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 τη βοήθεια του ΓΑ μπορούν να δοκιμαστούν μέχρι και 100 παράμετροι τη φορά, ενώ με την αντίστοιχη χειρωνακτική διαδικασία μόλις 10.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 6.1

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται όταν:

α. η γνώση του πεδίου των μεταβλητών από τον μηχανικό είναι αρκετή,

β. η γνώση του πεδίου των μεταβλητών από τον μηχανικό δεν είναι αρκετή,

γ. η γνώση του πεδίου των μεταβλητών βρίσκεται ενδιάμεσα στα Α και Β,

δ. ισχύει οποιαδήποτε από τις προηγούμενες περιπτώσεις.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 6.2

Σε ποιες περιπτώσεις προβλημάτων χρησιμοποιείται Έμπειρο Σύστημα, πότε Έμπειρο Σύστημα και Αριθμητική Βελτιστοποίηση και πότε Έμπειρο Σύστημα, Αριθμητική Βελτιστοποίηση και Γενετικός Αλγόριθμος;

6.2 Συνδυασμός Γενετικών Αλγορίθμων και Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Σκοπός

Όπως αναφέραμε και στις Εισαγωγικές Παρατηρήσεις, ένα σπουδαίο χαρακτηριστικό των Γενετικών Αλγορίθμων είναι η δυνατότητά τους να συνεργάζονται εύκολα με άλλες μεθόδους, προκειμένου να δώσουν ικανοποιητικές λύσεις σε διάφορα προβλήματα. Σκοπός αυτής της ενότητας είναι η παρουσίαση της εφαρμογής των ΓΑ στο πεδίο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Θα παρουσιάσουμε τις βασικές αρχές Εξελικτικών Προγραμμάτων που χρησιμοποιούνται τόσο για την εκπαίδευση όσο και για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής των ΤΝΔ

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Όταν θα έχετε τελειώσει τη μελέτη αυτής της ενότητας, θα έχετε τη δυνατότητα να:

- *απαριθμήσετε δύο υβριδικούς αλγόριθμους εκπαίδευσης ΤΝΔ,*
- *περιγράψετε ένα Εξελικτικό Πρόγραμμα για την βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής και την εκπαίδευση ΤΝΔ,*
- *υλοποιήσετε ένα Εξελικτικό Πρόγραμμα για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής και την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ*

Τα *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα* είναι μοντέλα παράλληλης επεξεργασίας, των οποίων η οργάνωση προσπαθεί να μιμηθεί το δίκτυο των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η ανάπτυξή τους σήμερα είναι αρκετά δυναμική και οι εφαρμογές που στηρίζονται σε αυτά πάρα πολλές. Χρησιμοποιούνται σε χώρους, όπως Ιατρική, Οικονομία, Μηχανολογία, Επεξεργασία Ήχου, Επεξεργασία Εικόνας, Αναγνώριση Προτύπων, Βελτιστοποίηση, κτλ. Με την εμφάνιση των ΓΑ, ένα πλήθος ερευνητών προσπάθησε να συνδυάσει τις δυο τεχνολογίες, ώστε να ξεπεραστούν τα προβλήματα της μιας από την άλλη, με αποτέλεσμα σήμερα να υπάρχουν πολλές αξιόλογες υβριδικές εφαρμογές. Η χρήση των ΓΑ μέσα στον χώρο των Νευρωνικών Δικτύων (ΝΔ) μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, οι κυριότεροι από τους οποίους είναι η σχεδίαση (μέσω ΓΑ) βέλτιστων ΝΔ για συγκεκριμένα προβλήματα και η εκπαίδευσή τους. Ακολουθεί η παρουσίαση μερικών εφαρμογών που παρουσιάζουν ενδιαφέρον [3].

ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Στην κλασική τους μορφή, τα ΝΔ περιέχουν πολλά επίπεδα αθροιστικών μονάδων (νευρώνες), όπου κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με κάποιο συντελεστή βαρύτηττας και όλες μαζί αθροίζονται και στη συνέχεια μεταφέρεται το 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 ΝΔ με ικανοποιητική ακρίβεια απαιτείται υπερβολικά μεγάλος αριθμός μονάδων.

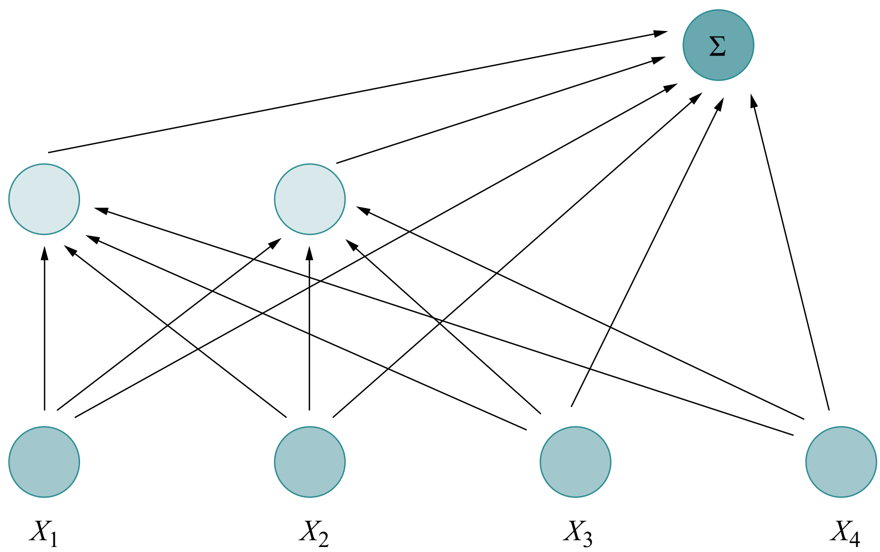
Λύση σε αυτό το πρόβλημα έδωσε, μερικώς, η χρήση της μονάδος Σίγμα–Πι (Sigma–Pi unit), στην οποία συντελεστές βαρύτητας εφαρμόζονται όχι μόνο σε κάθε είσοδο, αλλά και σε δεύτερης και ίσως και σε υψηλότερης τάξης δυνάμεις της εισόδου. Η μέθοδος αυτή αποδείχτηκε ισχυρότερη, χωρίς όμως να μπορεί και αυτή να αντιμετωπίσει προβλήματα μεγάλης πολυπλοκότητας με πολλές εισόδους, διότι το πλήθος των συντελεστών βαρύτητας αυξάνεται εντυπωσιακά.

Μια παραλλαγή της μονάδας Σίγμα–Πι είναι η μονάδα γινομένου (product unit). Μ’ αυτήν υπολογίζεται το γινόμενο όλων των εισόδων, υψωμένης της καθεμίας σε μια δύναμη, στη μορφή

$$y = \prod_{i=1}^{N} X(i)^{p(i)} .$$

Ο όρος $p(i)$ χρησιμοποιείται με τον ίδιο τρόπο που χρησιμοποιούνται οι συντελεστές βαρύτητας στις αθροιστικές μονάδες. Οι μονάδες γινομένου είναι πιο γενικές από τις Σίγμα–Πι, διότι οι Σίγμα–Πι περιορίζονται στη χρήση μόνο πολυωνυμικών όρων, ενώ οι μονάδες γινομένου μπορούν να χρησιμοποιήσουν κλασματικούς και αρνητικούς όρους και, επιπλέον, μπορούν να σχηματίσουν εκφράσεις απλών γινομένων περιορίζοντας τους συντελεστές βαρύτητας σε ακέραιες τιμές. Παρόλα αυτά, δεν χρησιμοποιούνται μόνες τους σε ένα ΝΔ, γιατί η πράξη της ύψωσης σε δύναμη είναι αρκετά χρονοβόρα. Συνήθως προτιμάται ένας συνδυασμός αθροιστικών μονάδων γινομένου. Τέτοιου είδους δίκτυα ονομάζονται *Νευρωνικά Δίκτυα Γινομένου (Product Neural Networks)* ή απλά Δίκτυα Γινομένου (ΔΓ). Ένα παράδειγμα ΔΓ φαίνεται στο Σχήμα 6.1.

Ο συνήθης τρόπος εκπαίδευσης των ΔΓ είναι ο αλγόριθμος Διάδοσης του



Σχήμα 6.1: *Παράδειγμα Νευρωνικού Δικτύου Γινομένου*

Λάθους προς τα πίσω (Error Back Propagation – BP). Ο αλγόριθμος αυτός λειτουργεί καλά, όταν ο χώρος των λύσεων είναι ομαλός. Δυστυχώς, όμως, ο χώρος αυτός για ΔΓ 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 ΓΑ, η απόδοση των οποίων δεν εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το χώρο αναζήτησης. Η ιδέα, που επινοήθηκε από τους Janson και Frenzel [3], είναι να εκπαιδευτεί το δίκτυο με ένα ΓΑ, ώστε να μπορούν να επιλυθούν τα προβλήματα μεγάλης πολυπλοκότητας. Η μορφή του ΓΑ που χρησιμοποιήθηκε γι' αυτό το σκοπό είναι η εξής:

- Επιλέχτηκε η δυαδική κωδικοποίηση, με την προϋπόθεση ότι ο σχεδιαστής γνωρίζει την αρχιτεκτονική του ΔΓ στην οποία πρόκειται να εκπαιδευτεί. Κάθε συμβολοσειρά καθορίστηκε να περιλαμβάνει ένα ορισμένο αριθμό δυαδικών ψηφίων για κάθε συντελεστή βαρύτητας. 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 επιλογής γίνεται ως εξής: Για κάθε συμβολοσειρά υπολογίζεται το Άθροισμα του Τετραγωνικού Λάθους (ΑΤΛ) και η απόδοσή

της τίθεται ίση με

$$\frac{1}{1+\mathrm{ATΛ}}.$$

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 τη 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 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 κυκλωμάτων CMOS. Στην αρχική της μορφή, η εφαρμογή περιελάμβανε μόνο χρήση του ΔΓ για την βελτιστοποίηση των διαστάσεων ενός τρανζίστορ για ένα διακόπτη CMOS, 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 ΓΑ που περιγράφηκε πιο πάνω. Τα αποτελέσματα, σε σύγκριση με τη Διάδοση προς τα πίσω ήταν εντυπωσιακά. Μέσα από πολλές δοκιμές, φάνηκε ότι ο ΓΑ είχε 5 έως 20 φορές καλύτερα αποτελέσματα.

Ο ΥΒΡΙΔΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

Μια άλλη σκέψη των ίδιων ερευνητών είναι ο συνδυασμός των δύο μεθόδων (Πίσω–Διάδοση και ΓΑ) για την εκπαίδευση του ΔΓ. Κατ' αυτόν τον τρόπο, θα μπορούσε να αυξηθεί ακόμη περισσότερο η απόδοση, αν σε πρώτη φάση χρησιμοποιηθεί ο ΓΑ 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 ΓΑ 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.

ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗΣ ΤΝΔ

Πρωτότυπη και πολύ ενδιαφέρουσα στο χώρο των ΤΝΔ είναι η εφαρμογή που δημιούργησαν οι Harp και Samad [3]. Σ' αυτή χρησιμοποιείται ένας ΓΑ για το σχεδιασμό της αρχιτεκτονικής ενός ΤΝΔ. 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 εξαρτημένη από την εφαρμογή για την οποία θα χρησιμοποιηθεί το ΝΔ. Έτσι, είναι συνηθισμένο το φαινόμενο να γίνεται συνεχής επανασχεδίαση και αναπροσαρμογή του δικτύου μέχρι να επιτευχθεί ένα ικανοποιητικό επίπεδο λειτουργίας. Οι περισσότερες, μάλιστα, σχεδιάσεις περιορίζονται σε απλές δομές και συντηρητικές τιμές των παραμέτρων των κανόνων μάθησης, αποκλείοντας κατ' αυτόν τον τρόπο ένα μεγάλο μέρος του χώρου αναζήτησης, λόγω αδυναμίας συστηματικής και αποδοτικής εξερεύνησης του.

Πιο συγκεκριμένα, οι Harp και Samad [3] δημιούργησαν ένα πειραματικό σύστημα, με το όνομα **NeuroGENESYS**, στο οποίο γίνεται χρήση ΓΑ για τον σχεδιασμό της δομής και τον καθορισμό των παραμέτρων των κανόνων μάθησης ενός ΝΔ. Το κύριο βάρος δίνεται σε σχέσεις ανάμεσα σε σύνολα μονάδων και σύνολα συνδέσεων και όχι σε κάθε 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 να λύνει το ΝΔ και να παίρνει ως έξοδο από το σύστημα το βέλτιστο σχεδιασμό που αυτό προτείνει. Αξίζει να σημειωθεί ότι όλη η διαδικασία της βελτιστοποίησης δεν επηρεάζει τον αλγόριθμο μάθησης του δικτύου, που είναι η Διάδοση Λάθους προς τα πίσω. Το NeuroGENESYS ασχολείται μόνο με την εύρεση των βέλτιστων τιμών για παραμέτρους, όπως ο αριθμός των επεξεργαστικών μονάδων, οι συνδέσεις μεταξύ τους, κ.λπ.

Ο ΓΑ παράγει ένα πληθυσμό από άτομα που αποτελούν κωδικοποιημένες περιγραφές ΝΔ. Αυτές αποκωδικοποιούνται, μεταφράζονται δηλαδή, στο αντίστοιχό τους δίκτυο, το δίκτυο εκπαιδεύεται με Διάδοση Λάθους προς τα πίσω, εκτιμάται η απόδοσή του κι έπειτα αναλαμβάνει πάλι τον έλεγχο ο ΓΑ για να παράγει μια καινούρια, καλύτερη γενιά, κατά τα γνωστά. Ενδιαφέρον σε αυτό το σημείο παρουσιάζει η προσαρμογή των λειτουργιών του ΓΑ στις ανάγκες του προβλήματος, διότι είναι φανερό ότι υπάρχουν σημαντικές ιδιαιτερότητες, που δημιουργούν απορίες, π.χ. για το πώς μπορεί να γίνει μια καλή αναπαράσταση της δομής και των παραμέτρων ενός ΤΝΔ, πώς μπορεί να αξιολογηθεί η απόδοσή του, ποια θα είναι η μορφή των γενετικών λειτουργιών, κ.λπ. Τα θέματα αυτά εξετάζονται παρακάτω.

Η αναπαράσταση (κωδικοποίηση) είναι ένα από τα πιο δύσκολα και σημαντικά προβλήματα. Το είδος που τελικά θα επιλεχθεί πρέπει να έχει τη 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 αν 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 ΓΑ 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 τις 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 –σχεδιάγραμμα*), το οποίο φέρει γονίδια που αποφασίζουν για την σύνθεσή της δομής και τις τιμές των παραμέτρων των κανόνων μάθησης.

Η κάθε συμβολοσειρά περιλαμβάνει ένα ή περισσότερα τμήματα, που το καθένα αντιστοιχεί σε 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 υπο–τμήματα:

1. τον Καθορισμό Παραμέτρων της Περιοχής (ΚΠΠ) και
2. το Πεδίο Καθορισμού Συνδέσεων (ΠΚΣ).

Στο πρώτο περιλαμβάνονται πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά της περιοχής, όπως αριθμός μονάδων, οργάνωση, παράμετροι μάθησης κ.λπ. Το δεύτερο περιλαμβάνει πληροφορίες για τις συνδέσεις από μια περιοχή σε μια άλλη, όπως διεύθυνση της στοχευόμενης περιοχής, βαθμός διασύνδεσης κ.λπ. Καθώς ο αριθμός των επιπέδων σε ένα δίκτυο δεν είναι καθορισμένος, κάθε συμβολοσειρά είναι δυνατό 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 προβλήματος και φανερώνει τη μεγάλη ευελιξία των ΓΑ. Κυρίως, όμως, δίνει τη δυνατότητα στον ΓΑ να εξερευνήσει πολύ μεγαλύτερες περιοχές του χώρου αναζήτησης.

Για να γίνουν σαφή τα όρια των διαφόρων τμημάτων και υπο–τμημάτων γίνεται χρήση *διαχωριστών (markers)* που δείχνουν πού αρχίζει και πού τελειώνει το καθένα. Έτσι, διευκολύνεται 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 ΓΑ. Το μέγεθος του πληθυσμού κυμαίνεται από 30 έως 100 άτομα. Στη 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 σ' 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 καινούριο και συμβαίνει με πιθανότητα 0.01 ή λιγότερο.

Παρόλο που αποκλείστηκε η εμφάνιση μη αποδεκτών συμβολοσειρών, υπάρχει η πιθανότητα να προκύψουν άλλες που θεωρητικά είναι μεν αποδεκτές, αλλά στην πράξη, μετά την αποκωδικοποίηση, δεν είναι λειτουργικά αποδεκτές. Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν δίκτυα που δεν έχουν καθόλου συνδέσεις ή έχουν συνδέσεις που δεν καταλήγουν πουθενά ή δίκτυα που περιλαμβάνουν ανάδραση (που δεν επιτρέπεται από τον αλγόριθμο της Διάδοσης Λάθους προς τα πίσω). Δύο στρατηγικές ακολουθούνται για την αποφυγή αυτών των συμβολοσειρών:

1. Μέσα από τη 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 ένα είδος «εξαγνισμού», δηλαδή τα ελαττώματά τους δεν εκφράζονται μέσα στο τεχνητό περιβάλλον.

Τέλος, το θέμα που έμεινε ασχολίαστο είναι ο τρόπος υπολογισμού της ικανότητας (αντικειμενική συνάρτηση). Σε αυτό τον υπολογισμό πρέπει να λαμβάνονται υπόψη χαρακτηριστικά, όπως η ταχύτητα μάθησης, η ακρίβεια και οι παράγοντες κόστους (π.χ. μέγεθος, πολυπλοκότητα, κτλ.). Οι ερευνητές κατέληξαν στον εξής τύπο για την ικανότητα $F(i)$ ενός ατόμου i:

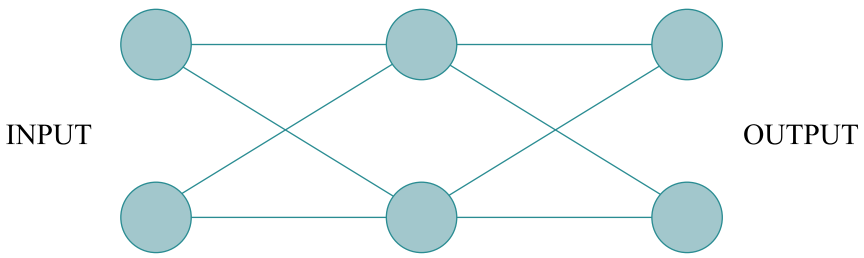
$$F(i) = \sum_{j=1}^{n} a_j \Psi_j(p_j(i)) .$$

Δηλαδή, η ικανότητα εκφράζεται ως γραμμικός συνδυασμός κάποιων παραγόντων απόδοσης p_j , που προαιρετικά έχουν μετασχηματιστεί από μια συνάρτηση Ψ_j. Ο χρήστης του NeuroGENESYS μπορεί να προσαρμόσει τους συντελεστές α_j για να εκφράσει την επιθυμητή περιγραφή του δικτύου.

Τα αποτελέσματα της εφαρμογής του NeuroGENESYS ήταν εντυπωσιακά. Χρησιμοποιήθηκε για σχεδιασμό δικτύων που προορίζονταν για προβλήματα τυπικά του χώρου των ΤΝΔ, όπως 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 γινόταν τέλεια. Όταν ζητήθηκε από το σύστημα να σχεδιάσει δίκτυο με μεγαλύτερο αριθμό συνδέσεων εξόδου (fan–out) και καλύτερη ακρίβεια, το δίκτυο το οποίο 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 (EX–OR), το NeuroGENESYS 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 της μορφής του Σχήματος 6.2.



Σχήμα 6.2:
Το δίκτυο που πρότεινε το NeuroGENESIS

Στο δίκτυο αυτό, η ακρίβεια είναι 0.75, ενώ το βάρος των συνδέσεων 0.25. Αυτή η σχεδίαση είναι πολύ κοντά στη βέλτιστη, σύμφωνα με τους Harp και Samad [3].

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 6.3

Να περιγράψετε τα βήματα του αλγορίθμου των Jansen & Frenzel για εκπαίδευση ΝΔ.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 6.4

Ποια είναι τα μειονεκτήματα του υβριδικού αλγορίθμου των Jansen & Frenzel για εκπαίδευση ΝΔ.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 6.5

Ποιο είδος διασταύρωσης χρησιμοποιείται στην εφαρμογή του αλγορίθμου των Harp & Samad, για τη βελτιστοποίηση της δομής ΝΔ και ποια είναι η ιδιαιτερότητά της;

Δραστηριότητα 6.1

Η αντικειμενική συνάρτηση για τον αλγόριθμο των Harp & Samad δίνεται από τη σχέση

$$F(i) = \sum_{j=1}^{n} a_j \Psi_j(p_j(i))$$

Να ορίσετε τους παράγοντες απόδοσης p_j και να δώσετε διάφορα παραδείγματα για τις πιθανές τιμές που μπορεί να πάρει η παράμετρος a_j κατά τον υπολογισμό της F.

6.3 Άλλες εφαρμογές

Σκοπός

Στις δύο προηγούμενες ενότητες παρουσιάσαμε γνωστές εφαρμογές των ΓΑ στα πεδία της Τεχνολογίας, του Τεχνολογικού Σχεδιασμού και στο πεδίο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Επίσης, παρουσιάσαμε τις βασικές αρχές Εξελικτικών Προγραμμάτων που χρησιμοποιούνται τόσο για την εκπαίδευση όσο και για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής των ΤΝΔ. Σκοπός αυτής της ενότητας είναι να ολοκληρώσει την παρουσίαση των γνωστών εφαρμογών των ΓΑ. Συγκεκριμένα θα ολοκληρώσουμε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζοντας τις εφαρμογές σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού, αυτομάτου ελέγχου, ρομποτικής και οικονομίας.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα

Με την ολοκλήρωση της μελέτης αυτής της ενότητας, ο αναγνώστης θα είναι σε θέση να:

- *απαριθμήσει τις γνωστές εφαρμογές των ΓΑ σε προβλήματα χρονοπρογραμματισμού, αυτομάτου ελέγχου, ρομποτικής και οικονομίας,*
- *κωδικοποιήσει παρόμοια προβλήματα προκειμένου να επιλυθούν με ΓΑ,*
- *σχεδιάσει και υλοποιήσει κατάλληλους γενετικούς τελεστές,*
- *σχεδιάσει και υλοποιήσει Εξελικτικά Προγράμματα για επίλυση πραγματικών προβλημάτων.*

ΧΡΟΝΟΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ

Ο *χρονοπρογραμματισμός (scheduling)* μπορεί να οριστεί ως το πρόβλημα εύρεσης μιας βέλτιστης σειράς για την εκτέλεση ενός πεπερασμένου συνόλου λειτουργιών, χωρίς να παραβιάζεται ένα συγκεκριμένο σύνολο κανόνων [5]. Είναι από τα πιο συνηθισμένα προβλήματα που συναντώνται στο χώρο της βελτιστοποίησης, αλλά και από τα πιο δύσκολα, αφού ανήκει στην κατηγορία των υπολογιστικά δύσκολων (NP–complete) προβλημάτων. Στην πιο συχνή τους μορφή, αυτού του είδους τα προβλήματα έχουν ως στόχο τη 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, κτλ. Η πιο συνηθισμένη πρακτική για την επίλυση προβλημάτων χρονοπρογραμματισμού είναι ένας συνδυασμός κάποιας τεχνικής βελτιστοποίησης με ευρετική μέθοδο. Ένα κλασικό παράδειγμα είναι το πρόβλημα του περιοδεύοντα πωλητή (ΠΠΠ), στο οποίο ο πωλητής πρέπει να επισκεφτεί ένα σύνολο από πόλεις με το ελάχιστο κόστος, με τον περιορισμό ότι πρέπει να περάσει από κάθε πόλη μόνο μία φορά. Ακολουθούν μερικές εφαρμογές στις οποίες γίνεται χρήση ΓΑ με αξιόλογα αποτελέσματα.

Ένα πολύπλοκο και με πολλές παραμέτρους πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού παρουσιάστηκε στο εργαστήριο του Σταθμού Ελέγχου Ολοκλήρωσης Συστημάτων (System Integration Test Station) του Αμερικανικού Ναυτικού στην Καλιφόρνια. Το εργαστήριο διαθέτει μια ποικιλία εξοπλισμού και εγκαταστάσεων για την εκπαίδευση των υποψηφίων αεροπόρων, όπως σκελετούς αεροπλάνων F–14, πιλοτήρια (cockpits), ραντάρ (radar), πολεμικά συστήματα ελέγχου κτλ., που είναι προσαρμοσμένα όλα σε ένα περιβάλλον προσομοίωσης. Ακόμη, είναι διαθέσιμο ένα πλήθος άλλων βοηθητικών συσκευών, όπως υπολογιστές, ραδιόφωνα, καταγραφείς, κτλ. Το ανθρώπινο δυναμικό που κάνει χρήση αυτού του υλικού είναι οι εκπαιδευόμενοι και το τεχνικό προσωπικό.

Αρχικά το πρόβλημα χρονοπρογραμματισμού του εργαστηρίου αντιμετωπίζονταν με εμπειρικές μεθόδους (δηλαδή με το χέρι), κάτι που απαιτούσε ικανότητα και καλή γνώση των συνθηκών. Οι δυσκολίες όμως ήταν μεγάλες, εξαιτίας μιας σειράς περιορισμών, όπως οι εξής

1. **Περιορισμοί πόρων**, π.χ. περισσότεροι από ένας χρήστες δεν 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 [3] κατασκεύασε ένα σύστημα χρονοπρογραμματισμού (scheduling system) κατάλληλο για την επίλυση προβλημάτων, όπως του εργαστηρίου που περιγράφηκε παραπάνω. Σε αυτό γίνεται συνδυασμός ΓΑ 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 schedule 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), δηλαδή 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 ΓΑ, 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 καθ' αυτή δεν αντιστοιχεί σε ένα συγκεκριμένο πρόγραμμα. Αντίθετα, η συμβολοσειρά εισάγεται στον κατασκευαστή προγράμματος και από εκεί παράγεται ένα πρόγραμμα, όπως περιγράφηκε παραπάνω.

Η λειτουργία του κατασκευαστή προγράμματος είναι εντελώς ανεξάρτητη από τον ΓΑ Οι λεπτομέρειες, οι περιορισμοί και οι ιδιαιτερότητες του κάθε προβλήματος γίνονται απολύτως αντιληπτές απ' αυτόν και ο στόχος του είναι να παράγει νόμιμα προγράμματα.

Ο υπολογισμός των ικανοτήτων είναι ένα κρίσιμο θέμα για τη λειτουργία του συστήματος. Η αντικειμενική συνάρτηση πρέπει να επιλεχθεί 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 κατασκευαστή προγράμματος ένα πρόγραμμα και η ικανότητα που αντιστοιχεί σε αυτή τίθεται ίση με το άθροισμα των προτεραιοτήτων όλων των εργασιών. Αν κάποια εργασία δεν έχει τοποθετηθεί στο πρόγραμμα, αφαιρείται η προτεραιότητά της από το άθροισμα. Αν κάποια εργασία έχει τοποθετηθεί στο πρόγραμμα με ταυτόχρονη παραβίαση ενός ελαστικού περιορισμού, τότε προστίθεται το μισό της προτεραιότητας της στο άθροισμα. Με αυτό τον τρόπο υπολογισμού, αν κάποια εργασία δεν έχει τοποθετηθεί στο πρόγραμμα, η ικανότητα της αντίστοιχης συμβολοσειράς είναι μηδέν, ενώ στο άλλο άκρο ένα τέλειο πρόγραμμα περιλαμβάνει όλες τις εργασίες και αντιστοιχεί (με πριμοδότηση) 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 ΓΑ Εδώ οι πειραματισμοί και οι εμπνεύσεις 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 υπόψη, δοκιμάστηκαν διάφορες ιδέες και παραλλαγές για τις διαδικασίες διασταύρωσης και μετάλλαξης.

Όσον αφορά τη διασταύρωση, εξετάστηκαν οι εξής τρεις παραλλαγές:

- Τακτική Διασταύρωση βάσει Διάταξης (Order–Based Crossover).
- Διασταύρωση βάσει Θέσης (Position–Based Crossover).
- Διασταύρωση Ανασυνδυασμού Ακμών (Edge Recombination Crossover).

Οι δύο πρώτες αποτελούν τροποποίηση του διαταγμένου τελεστή διασταύρωσης. Η τακτική διασταύρωση με βάση τη διάταξη επιλέγει (τυχαία) μερικές θέσεις σε ένα διάνυσμα και η διάταξη αυτών των επιλεγμένων θέσεων στον ένα γονέα επιβάλλεται στις αντίστοιχες θέσεις στον άλλο γονέα. Στη διασταύρωση με βάση τη θέση επιλέγονται τυχαία μερικές θέσεις και γίνεται σε αυτές αμοιβαία ανταλλαγή του γενετικού υλικού των δύο ατόμων.

Παράδειγμα 1:

Έστω οι ακόλουθοι γονείς, οι οποίοι αναπαριστούν τη σειρά με την οποία θα επισκεφτεί διάφορες πόλεις ένας περιπλανώμενος πωλητής και οι τυχαία επιλεγμένες θέσεις:

Γονέας 1 ⇒ 1 2 3 4 5 6 7 8 9

Γονέας 2 ⇒ 4 1 2 8 7 6 9 3 5

Θέσεις ⇒ _ _ * * _ * _ _ *

Αν εφαρμοστεί τακτική διασταύρωση με βάση τη διάταξη, οι πόλεις που βρίσκονται σ' αυτές τις θέσεις στο δεύτερο γονέα θα επιβληθούν στον πρώτο γονέα. Οι πόλεις αυτές (με τη σειρά που δίνονται) είναι οι 2, 8, 6 και 5. Στον πρώτο γονέα αυτές οι πόλεις βρίσκονται στις θέσεις 2, 5 ,6 και 8. Στους απογόνους τα στοιχεία αυτά αναδιατάσσονται, έτσι ώστε να ταιριάζουν στη διάταξη των ίδιων στοιχείων στο δεύτερο γονέα (η διάταξη είναι 2–8–6–5). Τότε, το πρώτο παιδί είναι ένα αντίγραφο του πρώτου γονέα σε όλες τις θέσεις εκτός από τις θέσεις 2, 5, 6, και 8:

παιδί 1 ⇒ (1 x 3 4 x x 7 x 9).

Όλα τα υπόλοιπα στοιχεία συμπληρώνονται με τη διάταξη που δίνεται από το δεύτερο γονέα, δηλαδή 2, 8, 6, 5, και έτσι τελικά έχουμε

παιδί 1 ⇒ (1 2 3 4 8 6 7 5 9).

Παράδειγμα 2

Έστω οι ακόλουθοι γονείς και οι τυχαία επιλεγμένες θέσεις:

Γονέας 1 ⇒ a b c d e f g h i j

Γονέας 2 ⇒ e i b d f a j g c h

Θέσεις ⇒ _ _ * * _ * _ _ *

Τότε τα δύο παιδιά που θα προκύψουν θα είναι τα εξής:

παιδί 1 ⇒ a i b c f d e g h j

παιδί 2 ⇒ i b c d e f a h j g

Η διασταύρωση ανασυνδυασμού ακμών είναι μια επινόηση του Whitley [3], ειδικά για προβλήματα χρονοπρογραμματισμού και παρουσιάζεται αναλυτικά στα πλαίσια της επόμενης εφαρμογής.

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

- Μετάλλαξη βάσει Θέσης (Position–Based Mutation).
- Μετάλλαξη βάσει Διάταξης (Order–Based Mutation).

- Μετάλλαξη Αναδιάταξης (Scramble mutation).

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

Υλοποιώντας όλες τις παραπάνω σχεδιαστικές επιλογές προέκυψε ένα σύστημα με αρκετά αξιόλογες επιδόσεις, όπως θα δούμε στη συνέχεια. Οι Whitley, Starkweather και Shaner [3] παρουσίασαν ένα εργαλείο Γενετικού Προγραμματισμού με το όνομα GENITOR, που ειδικεύεται στην επίλυση προβλημάτων δρομολόγησης με ΓΑ. Με το εργαλείο αυτό πέτυχαν μία πολύ καλή επίδοση στην εύρεση λύσης για το πρόβλημα του περιοδεύοντα πωλητή (ΠΠΠ), χρησιμοποιώντας διασταύρωση ανασυνδυασμού ακμών. Ο τρόπος λειτουργίας της παρουσιάζεται παρακάτω.

Επιλέγοντας την τακτική κωδικοποίηση, η πληροφορία της κάθε συμβολοσειράς εστιάζεται στις συνδέσεις των κόμβων. Π.χ. η συμβολοσειρά ABCDEF περιέχει την εξής πληροφορία: Ακολουθείται η διαδρομή που ορίζεται από τη διατεταγμένη σειρά ακμών–διαδρομών AB, BC, CD, DE, EF και FA. Η σειρά των πόλεων που συνδέει μια ακμή δεν παίζει ρόλο, γιατί δυο οποιεσδήποτε διαδρομές AB και BA κοστίζουν το ίδιο.

Μία ιδανική μέθοδος διασταύρωσης θα πρέπει να μπορεί να συνδυάζει τις πληροφορίες σύνδεσης των ακμών των δυο γονέων και να τις κληροδοτεί στους απογόνους. Η διασταύρωση ακμών εξυπηρετεί αυτήν ακριβώς την ιδέα. Προσπαθεί να εκμεταλλευτεί τις πληροφορίες των συνδέσεων κατασκευάζοντας ένα *χάρτη ακμών (edge map)* και να μεταδώσει όσο το δυνατόν 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).

ΕΛΕΓΧΟΣ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ

Η *Ρομποτική (Robotics)* 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. 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 αλληλο–εξαρτήσεις των παραμέτρων δεν είναι γνωστές με ακρίβεια και ο αριθμός των βαθμών ελευθερίας του συστήματος είναι αρκετά μεγάλος, είναι φανερό ότι μια αυτοπροσαρμοζόμενη στρατηγική αναζήτησης, όπως ο ΓΑ, έχει αρκετές πιθανότητες επιτυχίας. Τα πλεονεκτήματα που προσφέρουν οι ΓΑ καλύπτουν ικανοποιητικά τις ανάγκες των προβλημάτων αυτής της κατηγορίας, καθώς δεν απαιτείται η ύπαρξη ενός σαφούς μοντέλου περιγραφής της συμπεριφοράς του προβλήματος, ενώ η ενδογενής παράλληλη επεξεργασία του ΓΑ αποδεικνύεται κάτι παραπάνω από χρήσιμη σε ένα περιβάλλον μεγάλης πολυπλοκότητας.

Ο Yuval Davidor [6], ασχολούμενος διεξοδικά με προβλήματα ρομποτικής κίνησης, διατύπωσε μία ιδέα χρησιμοποίησης των ΓΑ για τη βελτιστοποίηση του σχεδιασμού της τροχιάς που πρέπει να ακολουθήσει ένας ρομποτικός βραχίονας για τη μετακίνησή του από ένα σημείο σε κάποιο άλλο. Η πρότασή του παρουσιάζει μερικά πρωτοποριακά στοιχεία για την εφαρμογή των ΓΑ, όπως μια νέα μορφή διασταύρωσης που βασίζεται στο φαινότυπο και όχι στη γενετική κωδικοποίηση. Αυτή η μελέτη αναπτύχθηκε πάνω σε ένα μοντέλο μηχανικού ρομποτικού βραχίονα. Ο βραχίονας αποτελείται από τρία τμήματα και τέσσερις συνδέσμους, ενώ στο τέλος του τελευταίου τμήματος υπάρχει το άκρο (end–effecter) που αποτελεί και το λειτουργικό τμήμα του βραχίονα και η θέση του συγκεντρώνει το μεγαλύτερο ενδιαφέρον για το σχεδιασμό της κίνησης.

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

Για τη 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 οι πόροι που διατίθενται για τον προγραμματισμό της κίνησης. Έτσι, ο στόχος της βελτιστοποίησης σε αυτό το πρόβλημα είναι η εύρεση της διαδρομής εκείνης η οποία επιτυγχάνει τον καλύτερο αριθμό και καλύτερο συνδυασμό των ενδιάμεσων θέσεων.

Ο υπολογισμός αυτός ίσως να μην φαίνεται εκ πρώτης όψεως δύσκολος, αλλά είναι πολλοί οι παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπόψη για τον προγραμματισμό μιας σωστής ακολουθίας κινήσεων, όπως οι δυναμικοί παράγοντες που οφείλονται στο υλικό. Ο ΓΑ που χρησιμοποίησε ο Davidor [6] ξεφεύγει από το κλασικό μοντέλο, γιατί αυτό δεν είναι ικανό να ανταπεξέλθει 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 έχει την παρακάτω μορφή:

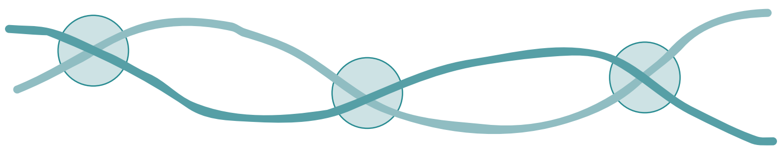
$$\underbrace{\overbrace{a_{1,1}; a_{1,2}; \cdots ; a_{1,n}}^{n-tuple}; a_{2,1}; \cdots ; a_{2,n}; \cdots ; a_{l,n}}_{l \cdot n-tuples}$$

Όπως φαίνεται, κάθε συμβολοσειρά απεικονίζει μια παράθεση διαδοχικών θέσεων η καθεμία από τις οποίες περιγράφεται από ένα σύνολο n τιμών για όλες τις n συνδέσεις (γωνίες) του βραχίονα. Έτσι, αν μια τροχιά περιλαμβάνει l θέσεις, τότε η συμβολοσειρά που της αντιστοιχεί αποτελείται από ln–άδες. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι η σειρά των θέσεων μέσα στη συμβολοσειρά παίζει πολύ μεγάλο ρόλο και είναι απολύτως καθοριστική για τη μορφή της τροχιάς.

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

Η λύση δόθηκε με την επινόηση μιας πρωτότυπης μορφής διασταύρωσης που καθιερώθηκε με το όνομα *Ανάλογη Διασταύρωση* (*Analogous Crossover*) [6]. Στην ανάλογη διασταύρωση, όλη η λειτουργία του ζευγαρώματος γίνεται με βάση το φαινότυπο των ατόμων. Πιο συγκεκριμένα, τα σημεία κοπής δεν καθορίζονται με τυχαίο τρόπο, αλλά επιλέγονται τα σημεία τομής των διαδρομών που διαγράφουν οι δαγκάνες. Αυτό γίνεται πιο εύκολα αντιληπτό από το Σχήμα 6.3.

Σχήμα 6.3
Ανάλογη Διασταύρωση



Είναι φανερό ότι τα σημεία τομής αποτελούν καλές επιλογές για τη διασταύρωση, γιατί κατ' αυτόν τον τρόπο γίνεται ένας λογικός και οικονομικός (μέσα στα πλαίσια του ΓΑ) συνδυασμός των δύο γονέων. Πλέον, δεν υπάρχει κίνδυνος να προκύψουν απόγονοι που ναι μεν θα διατηρούν γενετικά χαρακτηριστικά των γονέων, αλλά θα αντιστοιχούν σε παράδοξες διαδρομές. Αν στους φαινότυπους των γονέων δεν υπάρχουν σημεία τομής, τότε επιλέγονται τα πλησιέστερα δυνατά σημεία. Αυτή η απλότητα στη λειτουργία της ανάλογης διασταύρωσης έχει ως αντίβαρο κάποια μειονεκτήματα. Αρχικά, το να βασίζεται η διασταύρωση σε φαινοτυπικά χαρακτηριστικά είναι κάτι που έχει υπολογιστικό και φυσικά χρονικό κόστος. Αφ' ετέρου, 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 ανάλογη διασταύρωση υφίσταται κάποιες τροποποιήσεις προκειμένου να εξαλειφθούν αυτά τα μειονεκτήματα και τελικά η νέα της μορφή ονομάζεται *Διασταύρωση Μεταχωρισμού* (*Segregation Crossover*), που 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 μοιάζει γενετικά περισσότερο στην επιλεγμένη *n*–άδα. Το σημείο ακριβώς μετά από αυτήν την *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 τα γνωστά.

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

- **Μετάλλαξη Πρόσθεσης (Addition Mutation)**: 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 Mutation)**: Απαλείφεται μια *n*–άδα, πάλι τυχαία επιλεγμένη, με άμεση συνέπεια τη μείωση του μήκους της συμβολοσειράς.

Όσον αφορά στα αποτελέσματα, ο ΓΑ έδειξε την υπεροχή του σε σύγκριση με άλλες τεχνικές. Το πρόβλημα που τέθηκε αφορούσε την εύρεση της βέλτιστης τροχιάς για τη μετακίνηση ενός βραχίονα μήκους 4.2 μέτρων της μορφής του παραπάνω σχήματος 6.3. Το μέγεθος του χώρου αναζήτησης αυτού του προβλήματος είναι της τάξεως 10^{40}. Το μέγεθος του πληθυσμού καθορίστηκε στον αριθμό 100. Ο ΓΑ συναγωνίστηκε με επιτυχία δύο κλασικές τεχνικές: την τυχαία αναζήτηση και την ανάβαση.

ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ

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

Αναφορές για χρήση ΓΑ στην Οικονομία είχαν ήδη γίνει από τον Holland [7], 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 λογισμικού Prophet), στα οποία οι ΓΑ παίζουν σημαντικό ρόλο. Άλλη μια σημαντική προσπάθεια έχει γίνει από την Man Machine Interfaces Inc., η οποία δημιούργησε μερικά πρωτότυπα συστήματα βασισμένα σε ΓΑ για αποφάσεις πωλήσεων και αγορών σε χρηματιστηριακές αγορές.

Άσκηση Αυτοαξιολόγησης 6.7

Να υπολογίσετε το δεύτερο παιδί, που θα προκύψει από την εφαρμογή του τελεστή τακτικής διασταύρωσης λίστας, για το Παράδειγμα 1 της ενότητας 6.3.

Δραστηριότητα 6.2

Για το πρόβλημα του περιοδεύοντα πωλητή που ορίστηκε σε αυτή την ενότητα, να προτείνετε και να εφαρμόσετε την κατάλληλη κωδικοποίηση. Στη συνέχεια να σχεδιάσετε και να υλοποιήσετε το αντίστοιχο Εξελικτικό Πρόγραμμα για τη λύση του.

Σύνοψη

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

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

Μέσα στο ευρύτερο πλαίσιο της Τεχνητής Νοημοσύνης, οι ΓΑ αποτελούν ένα πολλά υποσχόμενο πεδίο. Υπάρχουν προβλέψεις [5] που υποστηρίζουν ότι το τοπίο της Τεχνητής Νοημοσύνης ίσως αλλάξει ριζικά με τη χρήση ΓΑ. Τα Νευρωνικά Δίκτυα επίσης αναμένεται να γνωρίσουν μεγάλη ανάπτυξη συνδυαζόμενα με ΓΑ, ενώ γίνεται λόγος ακόμη και για μελλοντική τους ενοποίηση.

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

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

Εδώ ολοκληρώθηκε η παρουσίαση των Γενετικών Αλγορίθμων και των Εφαρμογών τους. Είναι προφανές ότι το θέμα δεν εξαντλήθηκε στις σελίδες αυτού του βιβλίου. Σε αυτό προσπαθήσαμε να δώσουμε τις βασικές αρχές, το πώς και γιατί δουλεύουν και τα γνωστά πεδία στα οποία έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία. Για μία πιο εκτεταμένη μελέτη του θέματος ο αναγνώστης παραπέμπεται στη βιβλιογραφία που ακολουθεί. Το πρώτο βιβλίο δίνει έμφαση στην γενίκευση των ΓΑ με χρήση άλλων τελεστών εκτός από αυτούς που ήδη αναφέραμε. Δηλαδή, επικεντρώνεται στα Εξελικτικά Προγράμματα, τα οποία μας απασχόλησαν στο τελευταίο κεφάλαιο. Επίσης, υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός εφαρμογών σε διάφορα πεδία, όπως η μάθηση μηχανής, τα οποία δεν καλύπτονται στο παρόν βιβλίο. Η τρίτη αναφορά είναι προσανατολισμένη σε εφαρμοσμένα προβλήματα, που ενδιαφέρουν κυρίως τους μηχανικούς. Από αυτήν προέρχονται οι εφαρμογές που αναφέρονται σε αυτό το κεφάλαιο. Ο αναγνώστης παραπέμπεται σ' αυτή για να έχει μια εικόνα της μεγάλης ποικιλίας προβλημάτων στα οποία μπορούν να εφαρμοστούν οι ΓΑ και να πάρει ιδέες, τις οποίες μπορεί να χρησιμοποιήσει για την επίλυση άλλων προβλημάτων. Οι υπόλοιπες αναφορές προτείνονται στον αναγνώστη στην περίπτωση που ενδιαφέρεται για λεπτομέρειες στις εφαρμογές στις οποίες αναφέρονται. Τέλος, η τελευταία αναφορά δίνεται για ιστορικούς λόγους.

Όταν θα έχετε ολοκληρώσει τη μελέτη αυτού του κεφαλαίου, στην οποία περιλαμβάνεται και οι Απαντήσεις στις Ασκήσεις Αυτοαξιολόγησης και τις Δραστηριότητες, παρακαλούμε να επιστρέψετε στα Προσδοκώμενα Αποτελέσμα-

τα. Μπορείτε τώρα να ελέγξετε κατά πόσο είστε σε θέση να:

- *απαριθμήσετε διάφορες εφαρμογές των ΓΑ σε πραγματικά προβλήματα,*
- *κωδικοποιήσετε ένα πρακτικό πρόβλημα, προκειμένου να επιλυθεί με ΓΑ,*
- *συνδυάσετε κλασικές μεθόδους και ΓΑ για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων,*
- *σχεδιάσετε και υλοποιήσετε καινούριους γενετικούς τελεστές,*
- *σχεδιάσετε και υλοποιήσετε ένα Εξελικτικό Πρόγραμμα.*

Βιβλιογραφία

ΠΡΟΑΙΡΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Michalewich Z., *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs,* Springer–Verlag, 2nd ed., 1992.

[2] Goldberg D.E.,*GENETIC ALGORITHMS in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

[3] Davis L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.

[4] S. Hedberg, Emerging Genetic Algorithms, in *Artificial Intelligence Expert*, September 1994.

[5] R. Mangano, A Genetic Algorithm White Paper, in *An Introduction to Genetic Algorithm Implementation: Theory, Application, History and Future Pontential*, Man Machine Interfaces Inc., 1993.

[6] Y. Davidor, *A Genetic Algorithm Applied to Robot Trajectory Generation*, Proc. Of 3rd International Conference on Genetic Algorithms, 1989.

[7] Holland J.H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems,* M.I.T. Press, 1975.

Απαντήσεις Ασκήσεων Αυτοαξιολόγησης

1.1

Τα βασικά στοιχεία της θεωρίας της Εξέλιξης των Ειδών, είναι τα εξής:

- Δεν υπάρχει αντικειμενική βάση διαχωρισμού των ζωντανών οργανισμών σε ανώτερους και κατώτερους.
- Η αλλαγή που επέρχεται στα χαρακτηριστικά των ατόμων είναι αλλαγή στα *χρωμοσώματά* τους (*chromosomes*), που είναι πολύπλοκα οργανικά μόρια, τα οποία κωδικοποιούν τη δομή και τα χαρακτηριστικά τους.
- Κυρίαρχες λειτουργίες του φαινομένου της εξέλιξης είναι η *αναπαραγωγή (reproduction)* και η *μετάλλαξη (mutation)*.
- Προϊόν της αναπαραγωγής είναι ένας νέος οργανισμός, τα χρωμοσώματα του οποίου αποτελούνται από γονίδια, που προέρχονται τα μισά από τον πατέρα και τα μισά από τη μητέρα.

1.2

Όχι, αυτό που είναι ορατό στο άτομο είναι ο φαινότυπος, που αντιπροσωπεύει το σύνολο των «ορατών» χαρακτηριστικών και της συμπεριφοράς του ατόμου. Ο γονότυπος είναι το σύνολο όλης της γενετικής πληροφορίας που είναι κωδικοποιημένη στα γονίδια του ατόμου. Αν έχετε δώσει διαφορετική απάντηση, συμβουλευτείτε την υποενότητα 1.1.1.

1.3

Οχι, αλληλόμορφα λέγονται τα γονίδια που διεκδικούν την ίδια θέση σε ένα χρωμόσωμα, δηλαδή αυτά που είναι υπεύθυνα για το ίδιο χαρακτηριστικό, π.χ. το χρώμα των ματιών.

1.4

Η μεγιστοποίηση μιας συνάρτησης μιας μεταβλητής, απαιτεί κωδικοποίηση με ένα χρωμόσωμα, ενώ η βελτιστοποίηση πιο σύνθετων προβλημάτων, όπως μιας συνάρτησης πολλών μεταβλητών και η επίλυση ενός προβλήματος Γραμμικού Προγραμματισμού απαιτεί κωδικοποίηση με περισσότερα από ένα χρωμοσώματα, δηλαδή ένα γονότυπο. Αν δεν απαντήσατε στο δεύτερο, μην απογοητεύεστε, ίσως δεν έχετε καταλάβει τι είναι γονότυπος. Επίσης, δεν έχετε ακόμη εξοικειωθεί με τη φύση των προβλημάτων που επιλύονται με γενετικούς αλγορίθμους. Πάντως δεν πρέπει να ξεχνάτε ότι, με την ευρεία έννοια, ένας γονότυπος μπορεί να αποτελείται και από ένα μόνο χρωμόσωμα. Το τελευταίο αποτελεί ειδική περίπτωση και δεν επηρεάζει την ορθότητα της απάντησης.

1.5

Η σωστή απάντηση είναι η 5. Αν δεν έχετε δώσει αυτή την απάντηση, πρέπει να μελετήσετε πάλι την ενότητα 1.1.2.

1.6

Με μια συμβολοσειρά (string) μήκους $l = 5$, μπορούμε να αναπαραστήσουμε αριθμούς (χωρίς πρόσημο) μεταξύ 0 (00000) και 31 (11111). Στην περίπτωση που έχετε υπολογίσει διαφορετικό μήκος συμβολοσειράς, πρέπει να επαναλάβετε την διαδικασία μετατροπής ενός δεκαδικού αριθμού σε δυαδικό. Για παράδειγμα, ο πενταψήφιος αριθμός 53 095, μπορεί να αναπτυχθεί σαν:

$$5*10^4 + 3*10^3 + 0*10^2 + 9*10^1 + 5*10^0 = 5395$$

Με βάση το δυαδικό σύστημα, έχουμε μόνο δύο ψηφία το 0 και το 1 και σαν παράδειγμα ο αριθμός 10011 αποκωδικοποιείται στον δεκαδικό αριθμό:

$$1*2^4 + 0*2^3 + 0*2^2 + 1*2^1 + 1*2^0 = 16 + 2 + 1 = 19$$

Για τη μετατροπή ενός δεκαδικού αριθμού σε δυαδικό, συμβουλευτείτε τη σχετική βιβλιογραφία.

1.7

Στην ενότητα 1.2 αναφέρεται ένας σημαντικός αριθμός από πλεονεκτήματα των Γενετικών Αλγορίθμων. Είναι λοιπόν προφανές ότι η σωστή απάντηση είναι η 5.

1.8

Η κλωνοποίηση είναι γνωστό ότι γίνεται, χρησιμοποιώντας τα γενετικά χαρακτηριστικά του ενός μόνο γονέα. Άρα ο απόγονος είναι πιστό αντίγραφο αυτού του γονέα και κληρονομεί όλα τα χαρακτηριστικά του (καλά και κακά) από εκείνον. Έτσι, δεν εφαρμόζεται κανένας από τους γενετικούς τελεστές. Άρα, δε θα υπάρξει καμία από τις ευεργετικές τους επιδράσεις στην εξέλιξη.

2.1

Είναι το στοιχείο της κωδικοποίησης των μεταβλητών με δυαδικές συμβολοσειρές. Κωδικοποιώντας τις τιμές ενός συνόλου μεταβλητών, δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός, ο οποίος πρέπει να αξιολογηθεί. Η αξιολόγηση κάθε συμβολοσειράς, μπορεί να γίνει ανεξάρτητα, άρα παράλληλα με τις άλλες. Μετά την αξιολόγηση, γίνεται επιλογή και αναπαραγωγή, εφαρμόζοντας τους γενετικούς τελεστές. Έτσι προκύπτει ο νέος πληθυσμός, ο οποίος αξιολογείται με παράλληλη επεξεργασία κ.ο.κ..

2.2

Εάν έχετε μελετήσει προσεκτικά την ενότητα 1.1.3, αλλά και τα προηγούμενα και έχετε απαντήσει σωστά τις προηγούμενες ασκήσεις, τότε θα πρέπει να έχετε βρει τα παρακάτω αποτελέσματα:

1. Ο συμπληρωμένος πίνακας φαίνεται παρακάτω.

Συμβολοσειρά No	Αρχικός πληθυσμός τυχαία πα–ραγόμενος	Τιμή του x (μη προσημασμένος ακέραιος)	$f(x)=x^2$	Πιθανότητα επιλογής pselect$_i$ = $\frac{f_i}{\sum f}$	Αναμεν/νος αριθμός αντιγράφων $\frac{f_i}{\bar{f}}$	Αριθμός αντιγράφων από τη ρουλέτα
1	0 1 1 0 1	13	169	0.14	0.58	1
2	1 1 0 0 0	24	576	0.49	1.97	2
3	0 1 0 0 0	8	64	0.06	0.22	0
4	1 0 0 1 1	19	361	0.31	1.23	1
$\sum f$	–	–	1170	1.00	4.00	4.0
$\sum f / 4$	–	–	293	0.25	1.00	1.0
Maximum	–	–	576	0.49	1.97	2.0

2. Ο αριθμός των bits που θα υποστεί μετάλλαξη υπολογίζεται ως εξής: $4 \cdot 5 \cdot 0.001 = 20 \cdot 0.001 = 0.02 < 1$. Άρα, κανένα bit δεν θα υποστεί μετάλλαξη.

2.3

Επειδή για την πρώτη περίπτωση είναι $k = 3$, τότε η $k + 1 = 4$ είναι η θέση διασταύρωσης και αντίστοιχα για τη δεύτερη περίπτωση η θέση διασταύρωσης είναι η 2. Άρα θα έχουμε

$$\alpha)\ \begin{matrix} 0\,1\,1\,0\,|\,1 \\ 1\,1\,0\,0\,|\,0 \end{matrix} \Rightarrow \begin{matrix} 0\,1\,1\,0\,0 \\ 1\,1\,0\,0\,1 \end{matrix} \qquad \beta)\ \begin{matrix} 0\,1\,|\,0\,0\,0 \\ 1\,0\,|\,0\,1\,1 \end{matrix} \Rightarrow \begin{matrix} 0\,1\,0\,1\,1 \\ 1\,0\,0\,0\,0 \end{matrix}$$

2.4

Σε αυτή την άσκηση, εκτελέσατε με το χέρι, ένα βήμα του Γενετικού Αλγορίθμου. Παρατηρούμε ότι η επιλογή του πληθυσμού έγινε βάση της απάντησης της άσκησης 2.2, ενώ η θέση διασταύρωσης υπολογίζεται στην προηγούμενη άσκηση. Αν εκτελέσατε όλα τα βήματα σωστά, πρέπει να πάρετε τα παρακάτω αποτελέσματα.

Συμβολοσειρά No	Πληθυσμός μετά την επιλογή	Ζευγάρωμα (τυχαία επιλεγόμενο)	Θέση διασταύρωσης (τυχαία επιλεγόμενη)	Νέος πληθυσμός	Τιμή του x (μη προσημασμένος ακέραιος)	$f(x) = x^2$
1	0 1 1 0 1	2	4	0 1 1 0 0	12	144
2	1 1 0 0 0	1	4	1 1 0 0 1	25	625
3	1 1 0 0 0	4	2	1 1 0 1 1	27	729
4	1 0 0 1 1	3	2	1 0 0 0 0	16	256
$\sum f$	–	–	–	–	–	1754
$\sum f / 4$	–	–	–	–	–	439
Maximum	–	–	–	–	–	729

2.5

1. Οι δύο γονείς ανταλλάσσουν το μεσαίο τμήμα τους, οπότε το σωστό αποτέλεσμα θα είναι το εξής:

   Παιδί 1: 1 1 0 1 0 1 1 0 1 1 1 0 1 1

   Παιδί 2: 0 0 0 1 1 0 0 1 0 1 1 1 0 0

   Αυτό το είδος διασταύρωσης μας εξασφαλίζει ότι θα συνδυαστεί πληροφορία η οποία βρίσκεται στα δύο άκρα της συμβολοσειράς του ενός γονέα με την πληροφορία που βρίσκεται στο μέσο της συμβολοσειράς του άλλου γονέα.

2. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής της ομοιόμορφης διασταύρωσης, δίνεται από τα δύο παρακάτω παιδιά:

   Παιδί 1: 1 0 0 1 1 0 1

   Παιδί 2: 0 1 0 1 0 1 1

Πειραματικά έχει αποδειχθεί ότι, για μερικά προβλήματα, η δυνατότητα της ομοιόμορφης διασταύρωσης να συνδυάζει χαρακτηριστικά, άσχετα από το πού αυτά είναι τοποθετημένα, υπερέχει σε αξία της ολικής καταστροφής που είναι πιθανόν να ξεσπάσει, όταν χρησιμοποιούμε αυτόν τον τελεστή σε θεμελιωδώς διαφορετικά χρωμοσώματα.

2.6

Αν x είναι το κωδικοποιημένο χρωμόσωμα, τότε η συνάρτηση $f(x)$ = «ο αριθμός των άσσων στο x», είναι μια κατάλληλη αντικειμενική συνάρτηση για αυτό το πρόβλημα.

2.7

Οι τέσσερις διαφορές που διαχωρίζουν τους Γενετικούς Αλγορίθμους από τις περισσότερο συμβατικές τεχνικές βελτιστοποίησης είναι οι εξής:

1. Απευθείας χειρισμός μιας κωδικοποίησης.
2. Αναζήτηση από έναν πληθυσμό και όχι ένα απλό σημείο.
3. Αναζήτηση μέσω δειγματοληψίας, μια τυφλή αναζήτηση.
4. Αναζήτηση χρησιμοποιώντας στοχαστικούς τελεστές, όχι ντετερμινιστικούς κανόνες.

3.1

Αν l είναι το μήκος της συμβολοσειράς, τότε μια ακέραια θέση k επιλέγεται τυχαία μεταξύ του 1 και του l–1, άρα pos = k $\in$ [1, l]. Με τον ίδιο τρόπο υπολογίζεται και η θέση μετάλλαξης.

3.2

Ο αναμενόμενος αριθμός ψηφίων που θα υποστούν μετάλλαξη υπολογίζεται από τη σχέση

$pop\_size \times m \times p_m$. Αρα ο αναμενόμενος αριθμός μεταλλάξεων θα είναι αντίστοιχα:

1. $50 \times 33 \times 0.001 = 1.65$
2. $50 \times 33 \times 0.01 = 16.5$
3. $50 \times 33 \times 0.1 = 165$

3.3

Για την πρώτη μεταβλητή έχουμε $2^9 < 1510 < 2^{10,}$ άρα $m_1 = 10$ και $2^6 < 170 < 2^7$, άρα m_2 =7.

Τελικά το μήκος της συμβολοσειράς θα είναι $m = m_1 + m_2 = 10 + 7 = 17$.

3.4

Ο αναμενόμενος αριθμός μεταλλάξεων είχε υπολογιστεί σε περίπου 6.6 μεταλλάξεις ανά γενιά. Στην υλοποίηση έγιναν 5 μεταλλάξεις, δηλαδή λιγότερες από τις αναμενόμενες.

3.5

Ο αναμενόμενος αριθμός ατόμων που θα υποστούν διασταύρωση είναι $20 \times 0.25 = 5$. Στο παράδειγμα επελέγησαν 4 άτομα. Επειδή ο αριθμός είναι περιττός, ένα άτομο δεν επελέγη για διασταύρωση.

3.6

Δεν πρέπει να διακόψουμε την εκτέλεση του αλγορίθμου, γιατί στην επόμενη γενιά ή τις επόμενες γενιές, είναι πολύ πιθανό να προκύψουν καλύτερα άτομα.

3.7

Μπορούμε να αποθηκεύουμε το «μέχρι τώρα καλύτερο» άτομο σε μια ξεχωριστή θέση. Έτσι ο αλγόριθμος θα αναφέρει την τιμή που βρέθηκε κατά τη διάρκεια όλης της διαδικασίας.

3.8

Έστω η συνάρτηση y'(x) = – y(x), τότε ισχύει: y'(x) ≥ 0.

Άρα, οι περιορισμοί ενσωματώνονται στη συνάρτηση σύμφωνα με τον τύπο:

$$g'(x) = g(x) + r_1\Phi(h(x)) - r_2\Phi(y(x))$$

3.9

Έχουμε τις τρείς παρακάτω επιλογές:

1. Απορρίπτεται η συμβολοσειρά ως μη νόμιμη και στη θέση της παράγεται με επιλογή μια άλλη.
2. Καταχωρείται στη συμβολοσειρά τιμή ικανότητας πολύ μικρή, ώστε να έχει πολύ μικρές πιθανότητες στην επιλογή.
3. Αντιστοιχείται η μη νόμιμη συμβολοσειρά σε μία νόμιμη.

Οι δύο πρώτες λύσεις δεν έχουν πολύ καλά αποτελέσματα, γιατί είναι δυνατό να εξαλείψουν μια συμβολοσειρά, που ναι μεν έχει μη νόμιμη τιμή για κάποια μεταβλητή, αλλά έχει πολύ καλές νόμιμες τιμές για άλλες. Έτσι, προτιμότερη είναι η τρίτη λύση και μπορεί να υλοποιηθεί με τους δύο παρακάτω τρόπους:

1. Με σταθερή αντιστοίχηση (fixed remapping),
2. Με τυχαία αντιστοίχηση (random remapping)

4.1

Αν δεν καταφέρατε να απαντήσετε σε αυτή την άσκηση, μην απογοητεύεστε, γιατι απαιτεί εμπειρία σε θέματα συνδυαστικής ανάλυσης. Μπορείτε όμως να ξεκινήσετε, με απλά παραδείγματα (όπως στις Εισαγωγικές Παρατηρήσεις της ενότητας 4.1) και να φθάσετε στο γενικό αποτέλεσμα.

Για παράδειγμα, ας θεωρήσουμε τις δυαδικές συμβολοσειρές και τα σχήματα μήκους 10. Στο σχήμα (*111100100) ταιριάζουν οι δύο συμβολοσειρές

{(0111100100), (1111100100)}

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

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

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

$$\begin{aligned}
&(1001110001)\\
&({*}001110001)\\
&(1{*}01110001)\\
&(10{*}1110001)\\
&\vdots\\
&(100111000{*})\\
&({*}{*}01110001)\\
&({*}0{*}1110001)\\
&\vdots\\
&(10011100{*}{*})\\
&({*}{*}{*}1110001)\\
&\vdots\\
&({*}{*}{*}{*}{*}{*}{*}{*}{*}{*}).
\end{aligned}$$

Γενικά, αν m είναι το μήκος της συμβολοσειράς και $j = 1, \ldots, m$ είναι το πλήθος των αδιάφορων συμβόλων, τότε το σύνολο από όλα τα στιγμιότυπα θα είναι το άθροισμα των συνδυασμών των m ανά j, άρα θα είναι:

$$\sum_{j=0}^{m}\binom{m}{j} = \sum_{j=0}^{n}(1)^{j}(1)^{m-j}\binom{m}{j}$$

Από το θεώρημα του διωνύμου, έχουμε ότι

$$(x+y)^m = \sum_{j=0}^{m} \binom{m}{j} (x)^j (y)^{m-j}$$

Άρα, αν θεωρήσουμε $x = y = 1$, προκύπτει εύκολα ότι

$$\sum_{j=0}^{m} \binom{m}{j} = 2^m$$

4.2

Αν υποθέσουμε ότι ένα σχήμα S βρίσκεται πάνω από τον μέσο όρο απόδοσης του πληθυσμού κατά ε% (δηλαδή $eval(S,t) = \overline{F(t)} + \varepsilon \overline{F(t)}$), τότε:

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

$$\varepsilon = (eval(S,t) - \overline{F(t)}) / \overline{F(t)} \tag{4.4}$$

με $\varepsilon > 0$ για σχήματα πάνω από το 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 το μέσο όρο όχι μόνο αναπαριστά περισσότερες συμβολοσειρές στην επόμενη γενιά, αλλά επιπλέον ο αριθμός αυτός αυξάνεται εκθετικά. Όταν $\varepsilon < 0$, τότε αυτός ο αριθμός θα ελαττώνεται.

4.3

Η αντικειμενική συνάρτηση f έχει την παρακάτω μορφή

$f = b_0 \cdot 2^0 + b_1 \cdot 2^1 + b_2 \cdot 2^2 + b_3 \cdot 2^3$, με $b_i =$ 0ή 1 και i = 0, 1, 2, 3.

Η μέση απόδοση ενός σχήματος S, στο οποίο ταιριάζουν p δυαδικές συμβολοσειρές του τρέχοντος πληθυσμού, δίνεται από τον τύπο

$$\overline{F(S)} = \sum_{j=1}^{p} eval(v_j) / p,$$

όπου $eval(v_j)$ είναι η απόδοση της δυαδικής συμβολοσειράς v_j.

Στο σχήμα $1{*}{*}{*}$ ταιριάζουν οι παρακάτω συμβολοσειρές:

$$1000 \Rightarrow eval(1000) = 8$$

$$1001 \Rightarrow eval(1001) = 9$$

$$1010 \Rightarrow eval(1010) = 10$$

$$1011 \Rightarrow eval(1011) = 11$$

$$1100 \Rightarrow eval(1100) = 12$$

$$1101 \Rightarrow eval(1101) = 13$$

$$1110 \Rightarrow eval(1110) = 14$$

$$1111 \Rightarrow eval(1111) = 15$$

Επομένως, η μέση απόδοση του σχήματος S_1 = (1***) ισούται με

$$\overline{F(S_1)} = (8+9+10+11+12+13+14+15)/8 \Rightarrow \overline{F(S_1)} = 11.5$$

Στο σχήμα 0*** ταιριάζουν οι παρακάτω συμβολοσειρές:

$$0000 \Rightarrow eval(0000) = 0$$

$$0001 \Rightarrow eval(0001) = 1$$

$$0010 \Rightarrow eval(0010) = 2$$

$$0011 \Rightarrow eval(0011) = 3$$

$$0100 \Rightarrow eval(0100) = 4$$

$$0101 \Rightarrow eval(0101) = 5$$

$$0110 \Rightarrow eval(0110) = 6$$

$$0111 \Rightarrow eval(0111) = 7$$

Επομένως, η μέση απόδοση του σχήματος S2 = (0***) ισούται με

$$\overline{F(S_2)} = (0+1+2+3+4+5+6+7)/8 \Rightarrow \overline{F(S_2)} = 3.5$$

4.4

Η αντικειμενική συνάρτηση *f* έχει την παρακάτω μορφή:

$f = b_0 + b_1 + \cdots + b_\ell$, με $b_i = 0$ ή 1 και $i = 0,1,\ldots,l$.

Στο σχήμα *S* ανήκουν 2^{l-k} δυαδικές συμβολοσειρές των οποίων η απόδοση ξεκινάει από k (δυαδική συμβολοσειρά με k άσους και $l - k$ μηδενικά) και φτάνει έως l (δυαδική συμβολοσειρά με l άσους). Επομένως, η μέση απόδοση του σχήματος S ισούται με:

$$\overline{F(S)} = \sum_{j=1}^{2^{l-k}} eval(v_j) / 2^{l-k} = \left(k + (k+1) + \cdots + l\right) / 2^{l-k}$$

Όμως,

$$k + \left(k+1\right) + \cdots + l = 1 + 2 + \cdots + k + \cdots + l - \left(1 + 2 + \cdots + \left(k-1\right)\right) =$$
$$= \frac{l\left(l+1\right)}{2} - \frac{k\left(k-1\right)}{2} = \frac{l\left(l+1\right) - k\left(k-1\right)}{2}$$

και επομένως έχουμε

$$\overline{F(S)} = \frac{l\left(l+1\right) - k\left(k-1\right)}{2^{l-k+1}}$$

5.1

Η σωστή απάντηση είναι η γ. Αν έχετε δώσει αυτή την απάντηση, σημαίνει ότι έχετε μελετήσει προσεκτικά τον Πίνακα 1.

5.2

Η σωστή απάντηση είναι η ε. Πράγματι, για την περίπτωση της αριθμητικής βελτιστοποίησης, η αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής είναι κοντά στο χώρο του προβλήματος και επιτρέπει μια σύντομη και αποδοτική υλοποίηση κλειστών και δυναμικών τελεστών, όπως βλέπουμε πιο αναλυτικά στην ενότητα 5.5.

5.3

Δυαδική αναπαράσταση

Το μήκος της δυαδικής συμβολοσειράς που αναπαριστά τις πραγματικές τιμές των στοιχείων των διανυσμάτων ελέγχου ισούται με 30. Δηλαδή κάθε διάνυσμα ελέγχου θα αποτελείται από 4 · 30 = 120 δυαδικά ψηφία. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα διανύσματα ελέγχου να έχουν τη μορφή

$\mathbf{u_1}$ = <100000000001000001100010111110,
011111111100111011011001110000, 100000001100010010011100010100,
100000000000000011010010011000> και

$\mathbf{u_2}$ = <100000001111010111000011001111,
100000000000000011010010011000, 011111110111110011101101100100,
011111110111110011101110001111>

Έστω ότι επιλέγεται το σημείο 60 για να γίνει διασταύρωση (θεωρούμε ότι επιτρέπεται διασταύρωση μόνο ανάμεσα σε στοιχεία των διανυσμάτων ελέγχου). Τότε τα δύο νέα διανύσματα που θα προκύψουν θα είναι τα

$\mathbf{u_1}$ = <100000000001000001100010111110,
01111111100111011011001110000, 011111110111110011101101100100,
011111110111110011101110001111> και

$\mathbf{u_2}$ = <100000001111010111000011001111,
100000000000000011010010011000,
100000001100010010011100010100,
100000000000000011010010011000>.

Τα διανύσματα ελέγχου με πραγματικές τιμές έχουν τη μορφή

$\mathbf{u_1}$ = [0.1, –0.3, –0.8, 0.3] και $\mathbf{u_2}$ = [1.5, 0.05, 1.2, 0.05].

Έστω ότι επιλέγεται το 5ο ψηφίο του δεύτερου στοιχείου για να γίνει μετάλλαξη στο διάνυσμα $\mathbf{u_1}$ και το 10ο ψηφίο του τρίτου στοιχείου στο διάνυσμα $\mathbf{u_2}$. Τότε τα δύο νέα διανύσματα που θα προκύψουν θα είναι τα εξής:

$\mathbf{u_1}$ = <100000000001000001100010111110,
0111**0**1111100111011011001110000, 011111110111110011101101100100,
011111110111110011101110001111> και

$\mathbf{u_2}$ = <100000001111010111000011001111,
100000000000000011010010011000,
100000001**0**00010010011100010100,
100000000000000011010010011000>.

Τα διανύσματα ελέγχου με πραγματικές τιμές έχουν τη μορφή

$\mathbf{u_1}$ = [0.1, –12.8, –0.8, 0.3] και $\mathbf{u_2}$=[1.5, 0.05, 0.8, 0.05].

Πραγματική αναπαράσταση:

Έστω ότι επιλέγεται το πρώτο σημείο για να γίνει διασταύρωση. Τότε τα δύο νέα διανύσματα που θα προκύψουν θα είναι

$\mathbf{u_1}$ = [0.1, 0.05, –0.8, 0.3] και $\mathbf{u_2}$ = [1.5, –0.3, 1.2, 0.05].

Έστω τώρα ότι μετά από τη διασταύρωση επιλέγονται για μετάλλαξη το δεύτερο στοιχείο του $\mathbf{u}_1$ και το τέταρτο στοιχείο του $\mathbf{u}_2$. Θεωρούμε ότι οι τιμές που επιλέγονται, μέσα από το σύνολο τιμών, για να αντικαταστήσουν τις παλιές είναι οι 3.4 και –4.9. Τα δύο νέα διανύσματα που θα προκύψουν θα είναι τα εξής:

$\mathbf{u}_1 = [0.1, \mathbf{3.4}, -0.8, 0.3]$ και $\mathbf{u}_2 = [1.5, -0.3, 1.2, \mathbf{-4.9}]$.

5.4

Δυαδική αναπαράσταση

Έστω τώρα ότι μετά τη διασταύρωση επιλέγονται για μη ομοιόμορφη μετάλλαξη το πρώτο στοιχείο του διανύσματος $\mathbf{u}_1$ και το τρίτο στοιχείο του διανύσματος $\mathbf{u}_2$.

Θα χρησιμοποιήσουμε τον τύπο $\upsilon'_k = \text{μετάλλαξη}\left(\upsilon_k, \nabla(t,n)\right)$, με

$$\nabla(t,n) = \begin{cases} \lfloor \Delta(t,n) \rfloor & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 0,} \\ \lceil \Delta(t,n) \rceil & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 1,} \end{cases}$$

όπου $\Delta(t,y) = y\left(1 - r^{\left(1-\frac{t}{T}\right)^b}\right)$,

με $T = 20000$, $t = 1$, $b = 5$ και το r είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα [0, 1].

Εάν το τυχαίο ψηφίο είναι ίσο με το 0, θα μεταλλαχτεί το 19ο ψηφίο του πρώτου στοιχείου του διανύσματος $\mathbf{u}_1$, διαφορετικά θα μεταλλαχθεί το 20ό ψηφίο του πρώτου στοιχείου του διανύσματος $\mathbf{u}_1$.

Εάν το τυχαίο ψηφίο είναι ίσο με το 0, θα μεταλλαχτεί το 19ο ψηφίο του τρίτου στοιχείου του διανύσματος $\mathbf{u}_2$, διαφορετικά θα μεταλλαχθεί το 20ό ψηφίο του τρίτου στοιχείου του διανύσματος $\mathbf{u}_2$.

Τα δύο νέα διανύσματα που θα προκύψουν θα είναι

$\mathbf{u}_1 = [0.09925, -0.3, 1.2, 0.05]$ και $\mathbf{u}_2 = [1.5, 0.05, -0.80022, 0.3]$, εάν το τυχαίο ψηφίο είναι ίσο με 0 ή

$\mathbf{u}_1 = [0.10039, -0.3, 1.2, 0.05]$ και $\mathbf{u}_2 = [1.5, 0.05, -0.79936, 0.3]$, εάν το τυχαίο ψηφίο είναι ίσο με 1.

Πραγματική αναπαράσταση

Έστω τώρα ότι μετά τη διασταύρωση επιλέγονται για μη–ομοιόμορφη μετάλλαξη το τρίτο στοιχείο του διανύσματος $\mathbf{u_1}$ και το πρώτο στοιχείο του διανύσματος $\mathbf{u_2}$.

Θα χρησιμοποιήσουμε τον τύπο:

$$\upsilon_k' = \begin{cases} \upsilon_k + \Delta(t, UB - \upsilon_k), & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 0,} \\ \upsilon_k - \Delta(t, \upsilon_k - LB), & \text{εάν κάποιο ψηφίο είναι 1,} \end{cases}$$

όπου $\Delta(t, y) = y\left(1 - r^{\left(1-\frac{t}{T}\right)^b}\right)$,

με $T = 20000$, $t = 1$, $b = 5$ και το r είναι ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα [0, 1].

Τα δύο νέα διανύσματα που θα προκύψουν θα είναι

$\mathbf{u_1}$=[0.1, 0.05, 131.709, 0.3] και $\mathbf{u_2}$=[66.991, –0.3, 1.2, 0.05], εάν το τυχαίο ψηφίο είναι ίσο με 0 ή

$\mathbf{u_1}$=[0.1, 0.05, 131.453, 0.3] και $\mathbf{u_2}$=[66.481, –0.3, 1.2, 0.05], εάν το τυχαίο ψηφίο είναι ίσο με 1.

6.1

Η σωστή απάντηση είναι η Β. Πράγματι, οι ΓΑ αδιαφορούν για το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος.

6.2

Όταν η γνώση του πεδίου είναι πολύ καλή, χρησιμοποιούμε μόνο ΕΣ.

Όταν η γνώση του πεδίου είναι απλώς καλή, χρησιμοποιούμε ΕΣ. και ΑΒ.

Όταν δεν υπάρχει γνώση του πεδίου, χρησιμοποιούμε ΓΑ και ΑΒ.

Ο συνδυασμός μπορεί να αλλάζει κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου.

6.3

- Τα βήματα του αλγορίθμου είναι τα παρακάτω:
- Επιλέγεται η δυαδική κωδικοποίηση, έχοντας ως προϋπόθεση ότι ο σχε-

διαστής γνωρίζει την αρχιτεκτονική του Δ.Γ., στην οποία πρόκειται να εκπαιδευτεί.

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

$$\frac{1}{1+\text{ΑΤΛ}}.$$

- Ακολουθεί η φάση της αναπαραγωγής. Εδώ χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός διαβάθμισης με βάση τη σειρά, προκειμένου να αποφευχθεί η πρόωρη σύγκλιση.
- Στη διασταύρωση ακολουθείται η τεχνική του διπλού σημείου.
- Τέλος, η μετάλλαξη συμβαίνει με πιθανότητα μία ανά 1000 δυαδικά ψηφία γενετικού υλικού.

6.4

Ο συνήθης τρόπος εκπαίδευσης των ΓΑ είναι ο αλγόριθμος Πίσω–Διάδοσης του Λάθους (Error Back Propagation – BP). Ο αλγόριθμος αυτός εργάζεται καλά, όταν ο χώρος των λύσεων είναι ομαλός. Δυστυχώς, όμως, ο χώρος αυτός για ΔΓ αρκετά συχνά είναι πολύ περίπλοκος, με πολλά τοπικά ακρότατα που μπορούν να παγιδεύσουν το δίκτυο και τα οποία έχουν ως 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 ΓΑ, η απόδοση των οποίων δεν εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το χώρο αναζήτησης. Το πλεονέκτημα του αλγορίθμου των Janson και Frenzel είναι ότι εκπαιδεύει το δίκτυο με ένα ΓΑ, έτσι ώστε μπορούν να επιλυθούν τα προβλήματα μεγάλης πολυπλοκότητας.

6.5

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, η οποία μπορεί να ξεχωρίζει τα ομόλογα τμήματα έχοντας ως σημεία αναφοράς τους διαχωριστές.

6.6

Το βασικό μειονέκτημα της μεθόδου είναι το παρακάτω. Παρόλο που αποκλείστηκε η εμφάνιση μη αποδεκτών συμβολοσειρών, υπάρχει η πιθανότητα να προκύψουν άλλες που θεωρητικά είναι αποδεκτές, αλλά στην πράξη τα ΤΝΔ, που προκύπτουν μετά την αποκωδικοποίηση, δεν είναι λειτουργικά. Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν δίκτυα που δεν έχουν καθόλου συνδέσεις ή έχουν συνδέσεις που δεν καταλήγουν πουθενά ή δίκτυα που περιλαμβάνουν ανάδραση (που δεν επιτρέπεται από τον αλγόριθμο της Διάδοσης Λάθους προς τα πίσω).

6.7

Ακολουθώντας την διαδικασία που εφαρμόσατε για το πρώτο παιδί στο Παράδειγμα 1 της ενότητας 6.3, κατά τον ίδιο τρόπο μπορούμε να κατασκευάσουμε το δεύτερο παιδί:

παιδί 2 $\Rightarrow$ (3 1 2 8 7 4 6 9 5).

Υποδείξεις Απαντήσεων Δραστηριοτήτων

1.1

Σε ένα είδος ζωντανών οργανισμών, μεγαλύτερη πιθανότητα να ζήσουν έχουν οι καλύτεροι (π.χ. ο λαγός που τρέχει πιο γρήγορα, στη ζούγκλα το ισχυρότερο ζώο και στη θάλασσα το μεγαλύτερο ψάρι) και να πεθάνουν οι χειρότεροι. Αυτός είναι ο κανόνας της φύσης. Φυσικά, σημαντικό ρόλο παίζει και η τύχη, οι καιρικές συνθήκες κτλ. Έτσι κάποιοι καλοί θα πεθάνουν και κάποιοι κακοί θα ζήσουν. Όσοι δεν καταφέρουν να προσαρμοστούν στις αλλαγές της φύσης, σίγουρα θα πεθάνουν. κλασικό παράδειγμα είναι η εξαφάνιση των δεινοσαύρων, οι οποίοι δεν κατάφεραν να προσαρμοστούν στη μεταβολή των κλιματολογικών συνθηκών και εξαφανίστηκαν. Οι καλύτεροι απόγονοι μιας γενιάς θα διασταυρωθούν με άλλους καλύτερους, αλλά και μερικούς χειρότερους. Έτσι, η πλειοψηφία των απογόνων τους θα αποτελείται από καλύτερους και θα αυξάνεται με την πάροδο των γενεών.

Επίσης, θα μπορούσατε να εκφράσετε την γνώμη σας, για τις συνέπειες της κλωνοποίησης στην εξέλιξη των ειδών.

1.2

Αναζητήστε πρώτα στη σχετική βιβλιογραφία, τον αλγόριθμο μετατροπής ακεραίου και πραγματικού αριθμού σε δυαδικό. Στη συνέχεια να καταγράψετε τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου της ρουτίνας. Στη συνέχεια να την υλοποιήσετε σε γλώσσα προγραμματισμού δικής σας επιλογής. Αφού ελέγξετε την ορθότητα του προγράμματός σας για τα δεδομένα που σας δίνονται, να συνεχίσετε με τη δεύτερη ρουτίνα. Η μεθοδολογία μετατροπής δυαδικού αριθμού μήκους l σε δεκαδικό αριθμό, δίνεται στη απάντηση της άσκησης αυτοαξιολόγησης 6 της ενότητας 1.2. Για να ελέγξετε την ορθότητα του προγράμματός σας να χρησιμοποιήσετε τους αριθμούς που μετατρέψατε προηγουμένως.

Οι ρουτίνες αυτές θα σας είναι πολύ χρήσιμες στη συνέχεια, γιατί χρησιμοποιούνται στη διαδικασία κωδικοποίησης και αξιολόγησης.

2.1

Για να αντιμετωπίσετε με επιτυχία αυτή τη δραστηριότητα θα πρέπει να γνωρίζετε μερικά βασικά στοιχεία συνδυαστικής ανάλυσης. Για μια σύντομη επανάληψη συστήνεται η μελέτη του παραρτήματος Α της αναφοράς [1].

2.2

Η σύγκριση της 6ης στήλης με την 7η, δείχνει ότι ο αναμενόμενος αριθμός αντιγράφων για κάθε άτομο, προσεγγίζει τον πραγματικό αριθμό. Από τη σύγκριση της 5ης στήλης με την 7η, το συμπέρασμα είναι το εξής. Παίρνουμε ότι περιμέναμε. Ο καλύτερος επιλέγεται για περισσότερα αντίγραφα στην επόμενη γενιά, ο μεσαίος απλώς παραμένει και ο χειρότερος «πεθαίνει».

2.3

Τα κύρια συμπεράσματα προκύπτουν, αν μελετήσουμε προσεκτικά την τελευταία στήλη του προηγούμενου πίνακα. Βλέπουμε ότι, αν και έγινε μόνο μία επανάληψη, το μέγιστο που βρέθηκε είναι το 729, ενώ το προηγούμενο ήταν 576. Βλέπουμε δηλαδή μια σημαντική αύξηση του μέγιστου, παρόλο που δεν εφαρμόσθηκε ο τελεστής μετάλλαξης. Μία ακόμη σπουδαία παρατήρηση, είναι η εξής: Αν δεν κάνουμε επιλογή και τρέξουμε τον αλγόριθμο κατά ένα βήμα με τα ίδια δεδομένα, τότε το μέγιστο που προκύπτει είναι 1024, δηλαδή μεγαλύτερο από το προηγούμενο. Αυτό όμως είναι ένα τυχαίο γεγονός. Ο αλγόριθμος θα συγκλίνει πιο γρήγορα στο μέγιστο, αν εφαρμοστούν όλοι οι γενετικοί τελεστές.

2.4

Σε ένα απλό Γενετικό Αλγόριθμο, η αναπαραγωγή υλοποιείται με τη συνάρτηση select ως γραμμική αναζήτηση μέσω της εξαναγκασμένης ρουλέτας, της οποίας το μέγεθος των σχισμών είναι ανάλογο των τιμών της αντικειμενικής συνάντησης για κάθε συμβολοσειρά. Η συνάρτηση select, που θα υλοποιήσετε, πρέπει να επιστρέφει την τιμή του δείκτη που αντιστοιχεί στο επιλεγέν άτομο. Για να γίνει αυτό, το μερικό άθροισμα των τιμών της αντικειμενικής συνάρτησης συσσωρεύεται στην πραγματική μεταβλητή partsum. Η πραγματική μεταβλητή rand περιέχει τη θέση όπου σταμάτησε η ρουλέτα μετά από μια τυχαία περιστροφή, σύμφωνα με τον υπολογισμό

$$\text{rand} := \text{random} \times \text{sumfitness},$$

όπου random είναι μια συνάρτηση που επιστρέφει ένα ψευδοτυχαίο πραγματικό αριθμό μεταξύ 0 και 1. Εδώ, το άθροισμα της καταλληλότητας του πληθυσμού sumfitness (που υπολογίζεται από μια άλλη συνάρτηση), πολλαπλασιάζεται από τον κανονικοποιημένο ψευδοτυχαίο αριθμό που παράγεται από την random. Τέλος, με τη χρήση μιας δομής repeat–until γίνεται η αναζήτηση, μέσω της εξαναγκασμένης ρουλέτας, μέχρι το μερικό άθροισμα να είναι μεγαλύτερο ή ίσο του σημείου τερματισμού rand. Η συνάρτηση επιστρέφει με την τιμή του τρέχοντα δείκτη του πληθυσμού j, η οποία ανατίθεται στην select.

Αυτός είναι ίσως ο απλούστερος τρόπος να υλοποιήσετε την επιλογή. Υπάρχουν επίσης και άλλοι πιο αποδοτικοί τρόποι, όπως η δυαδική αναζήτηση. Ο αναγνώστης που είναι γνώστης αυτού του αλγορίθμου, καλό θα ήταν να προχωρήσει και σε αυτή την υλοποίηση για λόγους σύγκρισης της αποδοτικότητας των δύο μεθόδων.

2.5

Απλώς τρέξτε την ρουτίνα της προηγούμενης άσκησης για τις τιμές που δίνονται.

2.6

Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε σαν αναφορά το πρόγραμμα που αναπτύξατε στην Δραστηριότητα 2.4, τροποποιώντας το κατάλληλα.

2.7

Το θέμα της μελέτης της σύγκλισης των ΓΑ είναι ακόμη ανοικτό. Δεν έχουν διατυπωθεί αναλυτικές συνθήκες για σύγκλιση. Σκοπός αυτής της Δραστηριότητας είναι να σας βοηθήσει, πειραματιζόμενοι με προσομοίωση σε Η/Υ, να βγάλετε κάποια άτυπα συμπεράσματα και κυρίως να αποκτήσετε μια εικόνα για τη λειτουργία των γενετικών τελεστών, όταν αυτοί εφαρμόζονται σε πραγματικά προβλήματα. Πιο συγκεκριμένα, η πιθανότητα διασταύρωσης εκφράζει το πόσο «κοντά» θα γίνει η αναζήτηση. Μικρή p_c σημαίνει ότι τα βήματα ψαξίματος θα είναι μικρά, ενώ $p_c = 1$ σημαίνει ψάξιμο σημείο προς σημείο. Για να δώσει κάποιος απάντηση στο παραπάνω ερώτημα, θα πρέπει να έχει καταλάβει τι ακριβώς κάνει η διασταύρωση. Για παράδειγμα, στο πρόβλημα της βελτιστοποίησης της $f(x) = x^2$, η διασταύρωση δύο χρωμοσωμάτων θα δώσει δύο νέα χρωμοσώματα, τα οποία αν αποκωδικοποιηθούν θα δώσουν δύο νέες τιμές για τη μεταβλητή x. Η συνεχής εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης ($p_c = 1$), θα έχει σαν αποτέλεσμα το πέρασμα από όλες τις τιμές του x, και άρα αργή σύγκλιση. Αντίθετα μικρό p_c, σημαίνει ότι το ψάξιμο κάνει άλματα. Άρα, στη δεύτερη περίπτωση ο αλγόριθμος, αν συγκλίνει, θα συγκλίνει πιο γρήγορα. Το μεγάλο βήμα, έχει τον κίνδυνο να απομακρύνει τον αλγόριθμο από το βέλτιστο, δηλαδή να το ξεπεράσει.

2.8

Σε όλα τα βιβλία Αριθμητικής Ανάλυσης θα βρείτε πληροφορίες για την υλοποίηση και τεκμηρίωση τέτοιων συναρτήσεων. Επίσης, τα Εγχειρίδια χρήσης του Matlab, έχουν οδηγίες χρήσης για μια τέτοια συνάρτηση, που λέγεται rand.

2.9

Πρώτα, πρέπει να ελέγξετε, αν οι πιθανότητες που δίνονται είναι συνεπείς, δηλαδή έχουν άθροισμα 1.0. Όπως θα διαπιστώσατε ήδη οι πιθανότητες που δίνονται έχουν άθροισμα 1.0, αλλά δίνονται 9 τιμές αντί για 10. Άρα, πρέπει να θεωρήσουμε ότι κάποια από τις συμβολοσειρές έχει πιθανότητα επιλογής μηδέν. Να επιλέξετε τυχαία κάποια από τις συμβολοσειρές να έχει μηδενική πιθανότητα επιλογής. Στη συνέχεια να χρησιμοποιήσετε τη συνάρτηση που έχετε υλοποιήσει στη Δραστηριότητα 2.4, την οποία θα τροποποιήσετε κατάλληλα. Αφού τρέξετε το πρόγραμμα, να διατυπώσετε τα συμπεράσματά σας. Να επαναλάβετε την άσκηση, αναθέτοντας κάθε φορά διαφορετική συμβολοσειρά με μηδενική πιθανότητα.

2.10

Θα μπορούσατε να χρησιμοποιήσετε έτοιμες συναρτήσεις που υπάρχουν σε διάφορα πακέτα υλοποίησης Γενετικών Αλγορίθμων, όπως η GAlib. Σας συνιστούμε όμως να προσπαθήσετε μόνοι σας να υλοποιήσετε αυτή τη συνάρτηση (ρουτίνα) διασταύρωσης απλού–σημείου (single–point), χρησιμοποιώντας απλές δομές δεδομένων με δείκτες (διανύσματα). Αυτό θα σας βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση αυτού του τελεστή. Να ακολουθήσετε τη διαδικασία όπως περιγράφεται στην ενότητα 2.1.3. Η συνάρτηση θα παίρνει σαν είσοδο τις συμβολοσειρές–γονείς και θα παράγει δύο απογόνους, τις συμβολοσειρές–παιδιά. Η πιθανότητα διασταύρωσης, το μήκος συμβολοσειράς και το σημείο διασταύρωσης αποτελούν παραμέτρους εισόδου. Επίσης μπορείτε να υλοποιήσετε πρώτα τη συνάρτηση μετάλλαξης, που περιγράφεται στη Δραστηριότητα 2.11, και στη συνέχεια να τη χρησιμοποιήσετε για την υλοποίηση της διασταύρωσης. Για περισσότερες λεπτομέρειες αυτής της υλοποίησης να συμβουλευτείτε την αναφορά [1] (κεφάλαιο 3, σελ. 63–65). Τέλος, μπορείτε να χρησιμοποιήσετε τις έτοιμες συναρτήσεις και να δοκιμάσετε τα αποτελέσματά σας.

2.11

Προτείνεται να εργαστείτε όπως και στην προηγούμενη Δραστηριότητα 2.10. Αφού κατανοήσετε τη λειτουργία του τελεστή μετάλλαξης, να καθορίσετε τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου και στη συνέχεια να προχωρήσετε στην υλοποίηση. Να συγκρίνετε τα αποτελέσματά σας με αυτά που προκύπτουν, χρησιμοποιώντας έτοιμες συναρτήσεις.

3.1

Για να σχεδιάσετε τον αλγόριθμο, πρέπει να ακολουθήσετε τα παρακάτω επτά βήματα:

1. Καθορισμός κωδικοποίησης μεταβλητών.
2. Καθορισμός δομών δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν.
3. Επιλογή αντικειμενικής συνάρτησης.
4. Υλοποίηση αξιολόγησης και επιλογής.
5. Υλοποίηση τελεστών διασταύρωσης και μετάλλαξης.
6. Αρχικοποίηση.
7. Κριτήριο(α) τερματισμού.

Για την εκλέπτυνση των παραπάνω βημάτων μπορείτε να ακολουθήσετε την ανάλυση που γίνεται στην ενότητα 3.1. Μετά την εκλέπτυνση, μπορείτε να αρχίσετε την υλοποίηση των συναρτήσεων ή και των υπορουτίνων που χρειάζονται. Ορισμένες από αυτές τις έχετε ήδη υλοποιήσει στο κεφάλαιο 2. Μετά από αυτές τις ενέργειες μπορείτε να γράψετε το κυρίως πρόγραμμα, όπως αυτό δίνεται σε μορφή ψευδοκώδικα στην ενότητα 2.1.2.

3.2

Σε αυτή τη Δραστηριότητα δεν έχετε παρά να τρέξετε τον αλγόριθμο που υλοποιήσατε στην δραστηριότητα 3.1, με τις τιμές που δίνονται. Εκεί, όμως, που πρέπει να δώσετε ιδιαίτερη σημασία είναι στην ερμηνεία και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων.

1. Η αύξηση του αριθμού των γενιών, δεν επηρεάζει την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου. Αυτό συμβαίνει, γιατί το μέγεθος του πληθυσμού παραμένει το ίδιο. Αν μετά από 100 γενιές δεν έχουμε επιτύχει την βέλτιστη λύση, αυτή είναι πιο πιθανό να βρεθεί στις 1000. Αν το μέγεθος του

πληθυσμού μικραίνει, τότε μεγαλύτερος αριθμός γενιών (άρα περισσότερα τρεξίματα) αναμένεται να δώσει καλύτερα αποτελέσματα.

2. Αν αυξηθεί το μέγεθος του πληθυσμού (άρα επεξεργαζόμαστε περισσότερα σημεία αναζήτησης), τότε είναι πολύ πιθανό να επιτύχουμε την καλύτερη τιμή για μικρότερο αριθμό γενιών.

3.3

Σκοπός αυτής της Δραστηριότητας είναι να μελετήσετε, με τη βοήθεια προσομοίωσης, την επίδραση της τιμής της πιθανότητας διασταύρωσης στην ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου, όταν οι άλλες παράμετροι παραμένουν σταθερές. Αν η πιθανότητα διασταύρωσης πάρει την τιμή 1, τότε έχουμε συνεχή εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η αναζήτηση να γίνει σε όλο το χώρο, άρα ο αλγόριθμος θα συγκλίνει, αλλά η σύγκλιση θα είναι αργή. Αντίθετα, μικρές τιμές του της πιθανότητας έχουν ως αποτέλεσμα το ψάξιμο να κάνει άλματα, άρα ο αλγόριθμος θα συγκλίνει πιο γρήγορα. Υπάρχει όμως ο κίνδυνος, ο αλγόριθμος να ξεπεράσει το βέλτιστο και έτσι να αποκλίνει. Αυτά τα συμπεράσματα καλείστε να επιβεβαιώσετε με αυτή την προσομοίωση.

3.4

Σε αυτή τη Δραστηριότητα, ζητείται να μελετήσετε την απόδοση των δύο ειδών διασταύρωσης. Η πρώτη είναι η διασταύρωση ενός σημείου που μελετήσαμε μέχρι τώρα και η δεύτερη είναι η διασταύρωση δύο σημείων, που πραγματοποιήσατε στην Άσκηση 2.5. Η υλοποίηση δεν παρουσιάζει ιδιαίτερη δυσκολία. Εκείνο που πρέπει να προσέξετε, είναι τα συμπεράσματα που θα βγάλετε, με ένα μόνο τρέξιμο του αλγορίθμου, για κάθε περίπτωση. Λόγω της τυχαιότητας του ΓΑ, πιθανώς τα αποτελέσματα της σύγκρισης να είναι παραπλανητικά. Για το λόγο αυτό πρέπει να τρέξετε την κάθε περίπτωση αρκετές φορές (από 10 – 100), με διαφορετικές αρχικοποιήσεις (των γεννητριών τυχαίων αριθμών) κάθε φορά. Έτσι, μπορείτε να υπολογίσετε τις μέσες αποδόσεις για κάθε περίπτωση και μετά να κάνετε τις συγκρίσεις.

3.5

Για τον υπολογισμό του συνολικού μήκους της συμβολοσειράς, για κάθε μεταβλητή να εφαρμόσετε τον τύπο (3.1). Το συνολικό μήκος της συμβολοσειράς υπολογίζεται από τον τύπο (3.2). Αυτό είναι και ο ελάχιστος αριθμός ψηφίων που χρειάζεται, ώστε να έχουμε τη ζητούμενη ακρίβεια. Η μετατροπή των τριών σημείων που δίνονται είναι τώρα άμεση. Το πρόβλημα περιορισμών που προκύπτει είναι η αντιστοίχηση των πλεοναζουσών τιμών των κωδικοποιημένων μεταβλητών.

4.1

α) Η συμβολοσειρά A_1 ανήκει στα σχήματα H_1, H_3, H_5 και H_6.

Η συμβολοσειρά A_2 ανήκει στο σχήμα H_2.

Η συμβολοσειρά A_3 ανήκει στα σχήματα H_2 και H_3.

β) Η τάξη ενός σχήματος *S*, η οποία συμβολίζεται $o(S)$, είναι ο αριθμός των θέσεων με 0 και 1. Το οριστικό μήκος ενός σχήματος *S* (συμβολίζεται με $\delta(S)$) είναι η απόσταση μεταξύ της πρώτης και της τελευταίας σταθερής θέσης. Συνεπώς, έχουμε

$o(H_1) = 1$ $\delta(H_1) = 1–1 = 0$

$o(H_2) = 1$ $\delta(H_2) = 1–1 = 0$

$o(H_3) = 2$ $\delta(H_3) = 8–7 = 1$

$o(H_4) = 3$ $\delta(H_4) = 7–4 = 3$

$o(H_5) = 2$ $\delta(H_5) = 7–1 = 6$

$o(H_6) = 5$ $\delta(H_6) = 7–1 = 6$

γ) Η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος *S* όταν υποβάλλεται σε μετάλλαξη με πιθανότητα μετάλλαξης p_m ισούται με

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

Επομένως, έχουμε

$p_s(H_1) = 1–1\cdot 0.001 = 0.999$

$p_s(H_2) = 1–1\cdot 0.001 = 0.999$

$p_s(H_3) = 1–2\cdot 0.001 = 0.998$

$p_s(H_4) = 1–3\cdot 0.001 = 0.997$

$p_s(H_5) = 1–2\cdot 0.001 = 0.998$

$p_s(H_6) = 1–5\cdot 0.001 = 0.995$

Η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος S όταν υποβάλλεται σε διασταύρωση με πιθανότητα διασταύρωσης p_c ισούται με:

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

όπου m είναι το μήκος των δυαδικών συμβολοσειρών του σχήματος.

Επομένως, έχουμε

$p_s(H_1) = 1–0.85·0/7 = 1$

$p_s(H_2) = 1–0.85·0/7 = 1$

$p_s(H_3) = 1–0.85·1/7 = 0.878571$

$p_s(H_4) = 1–0.85·3/7 = 0.635714$

$p_s(H_5) = 1–0.85·6/7 = 0.271429$

$p_s(H_6) = 1–0.85·6/7 = 0.271429$

4.2

Η εξίσωση που δίνει τον αναμενόμενο, στην επόμενη γενιά, αριθμό δυαδικών συμβολοσειρών που ανήκουν σε ένα σχήμα (θεωρώντας ότι χρησιμοποιούμε τη μέση απόδοση κάθε σχήματος για την επιλογή του) είναι

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

όπου $\xi(S, t+1)$ είναι ο αναμενόμενος αριθμός, $\xi(S, t)$ είναι ο αριθμός στην τρέχουσα γενιά, $eval(S, t)$ είναι η απόδοση του σχήματος S στην τρέχουσα γενιά και $\overline{F(t)}$ είναι η μέση απόδοση του πληθυσμού στην τρέχουσα γενιά.

Επομένως, έχουμε

$\delta(S_1) = 1 - 1 = 0 \qquad o(S_1) = 1$

$\delta(S_2) = 4 - 1 = 3 \qquad o(S_2) = 2$

$$\overline{F(t=0)} = \sum_{i=1}^{4} eval(v_i) / 4 = (20 + 10 + 5 + 15) / 4 = 12.5$$

$$eval(S_1, t=0) = (20 + 10) / 2 = 15$$

$$eval(S_2, t=0) = (5 + 15) / 2 = 10$$

Δηλαδή, έχουμε:

α) $\xi\left(S_1, t=1\right) = 2 \cdot \dfrac{15}{12.5}\left(1 - 1 \cdot \dfrac{0}{4} - 1 \cdot 0.01\right) = 2.376$

β) $\xi\left(S_2, t=1\right) = 2 \cdot \dfrac{10}{12.5}\left(1 - 1 \cdot \dfrac{3}{4} - 2 \cdot 0.01\right) = 0.368$

Θα υπάρχουν, επομένως, τρεις συμβολοσειρές από το σχήμα S_1 και μία συμβολοσειρά από το σχήμα S_2 στον πληθυσμό στην γενιά 1.

5.1

Αν είστε εξοικειωμένοι με τα αριθμητικά συστήματα αναπαράστασης, μπορείτε εύκολα να προτείνετε το οκταδικό και το δεκαεξαδικό σύστημα. Επίσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί και η ακέραια αναπαράσταση. Η σύγκριση πρέπει να γίνει ως προς την ακρίβεια αναπαράστασης, τη δυνατότητα μετάβασης στο χώρο του προβλήματος, τον αριθμό των ψηφίων κτλ.

5.2

Προκειμένου να υπολογίσετε τα ζητούμενα της άσκησης, για τη δυαδική κωδικοποίηση πρέπει να εργαστείτε, όπως στο κεφάλαιο 3. Όσον αφορά την οκταδική κωδικοποίηση, θα εργαστείτε ανάλογα, λαμβάνοντας υπόψη ότι τα ψηφία που χρησιμοποιούνται για την κωδικοποίηση είναι οκτώ. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα.

Ερώτημα	Δυαδική αναπαράσταση	Οκταδική αναπαράσταση
1ο	2^{21}	2^7
2ο	2097152	2097152
3ο	2^{21}	2^7
4ο	Από 2^{21} εώς $50 \cdot 2^{21}$	Από 2^7 εώς $50 \cdot 2^7$

5.3

Πρέπει να υλοποιηθούν δύο ΓΑ, ένας με δυαδική κωδικοποίηση και ένας άλλος με οκταδική κωδικοποίηση με την ίδια αντικειμενική συνάρτηση και για τους δύο, την $f(x) = x^{10}$. Πρέπει να χρησιμοποιηθούν ίδιες τιμές για το μέγεθος του πληθυσμού, το είδος και την πιθανότητα της διασταύρωσης, το είδος και την πιθανότητα της μετάλλαξης, καθώς και τον αριθμό των γενιών εξέλιξης των δύο ΓΑ. Για τη δυαδική κωδικοποίηση να χρησιμοποιηθεί ο τύπος μετατροπής των δεκαδικών αριθμών σε δυαδικούς αριθμούς, ο οποίος υπάρχει στο 3ο κεφάλαιο σε αυτό το βιβλίο. Χρησιμοποιήστε παρόμοιο τρόπο για να υλοποιήσετε και την οκταδική κωδικοποίηση.

6.1

Όπως είδαμε στη σελίδα 15, η ικανότητα εκφράζεται ως γραμμικός συνδυασμός κάποιων παραγόντων απόδοσης p_j που προαιρετικά έχουν μετασχηματιστεί από μια συνάρτηση Ψ_j. Ο χρήστης μπορεί να προσαρμόσει τους συντελεστές α_j για να εκφράσει την επιθυμητή περιγραφή του δικτύου. Μπορείτε να ορίσετε ως παράγοντες απόδοσης την ακρίβεια (α) της λύσης, την ταχύτητα (τ) και το fan out (fo). Για παράδειγμα, αν θέλουμε μεγαλύτερη ακρίβεια, τότε θα δώσουμε μεγαλύτερη τιμή στην στο συντελεστή βάρους α_j, δηλαδή:

$$F = 0.4 \times \alpha + 0.3 \times \tau + 0.3 \times fo.$$

Αντίστοιχα δίνουμε μεγαλύτερη τιμή στον κατάλληλο συντελεστή, όταν θέλουμε μεγαλύτερη ταχύτητα ή μεγαλύτερο fan out.

6.2

Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις του προβλήματος του *Περιπλανώμενου Πωλητή* με χρήση Γ.Α [1]. Για λόγους απλότητας θα γίνει αναφορά σε μία μόνο πιθανή προσέγγιση.

Δεδομένων των εξόδων μεταφοράς μεταξύ των διαφόρων πόλεων, το ΠΠΠ συνίσταται στην προσπάθεια του περιπλανώμενου 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 ΠΠΠ 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 ΠΠΠ με χρήση ΓΑ Παρακάτω παρουσιάζεται μία από αυτές τις προσπάθειες προσέγγισης [1, σελίδες 166–179].

Το πρώτο βασικό ερώτημα που πρέπει να απαντηθεί σχετίζεται 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 καινούρια χρωμοσώματα εντός του επιτρεπτού διαστήματος τιμών. Η αναπαράσταση αυτή, όμως, δεν ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις του συγκεκριμένου ΠΠΠ. Κι αυτό, γιατί σε μια δυαδική αναπαράσταση για ένα ΠΠΠ n πόλεων, κάθε πόλη θα έπρεπε να αναπαρασταθεί ως μια δυαδική συμβολοσειρά $\log_2 n$ δυαδικών ψηφίων. Αυτό σημαίνει ότι το χρωμόσωμα θα κατέληγε να αποτελείται από $n\log_2 n$ δυαδικά ψηφία. Κατά τη διαδικασία της μετάλλαξης θα μπορούσε να εμφανιστεί πρόβλημα, όταν θα δημιουργηθεί ακολουθία πόλεων, στην οποία μία τουλάχιστον πόλη θα εμφανιζόταν παραπάνω από μία φορά. Επιπλέον, για ένα ΠΠΠ 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. Απ' όλα αυτά, συμπεραίνει κανείς ότι, εάν γινόταν χρήση των τελεστών μετάλλαξης και διασταύρωσης, όπως αυτοί ορίσθηκαν στα προηγούμενα παραδείγματα, θα ήταν απαραίτητη η ύπαρξη ενός διορθωτικού αλγορίθμου. Ένας τέτοιος αλγόριθμος (διορθωτικός κανόνας) θα επιδιόρθωνε κάθε χρωμόσωμα μεταφέροντάς το μέσα στο επιτρεπτό σύνολο τιμών.

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 τη 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 απομακρυνόταν 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 $v = \langle i_1 i_2 \ldots i_n \rangle$ αντιστοιχεί σε μια διαδρομή από την πόλη i_1 στην i_2, κ.λπ., από την i_{n-1} στην i_n και πίσω ξανά στην i_n. Το v αποτελεί μια διάταξη των $<12\ldots n>$.

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

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 ΠΠΠ είναι η εύρεση της διαδρομής με τη βέλτιστη διάταξη των πόλεων. Είναι σχετικά εύκολο να δημιουργήσουμε μοναδιαίους τελεστές που θα ψάχνουν για καλύτερες διατάξεις συμβολοσειρών. Παρόλα 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 ΓΑ 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 γνωστού τελεστή που ονομάζεται OX [1, σελ. 26], ο οποίος ορίζεται ως εξής: Δεδομένων δύο χρωμοσωμάτων γονιών, δημιουργείται ένα χρωμόσωμα απόγονος 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 $< 7\ 3\ 1\ 11\ 4\ 12\ 5\ 2\ 10\ 9\ 6\ 8 >$

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 ανεστραμμένους ρόλους για τη δημιουργία και άλλου απόγονου, από το ίδιο ζευγάρι γονιών, διαφορετικού εντελώς από τον πρώτο. Ένας ΓΑ βασισμένος στον παραπάνω τελεστή διασταύρωσης εκτελεί φυσικά τυχαία αναζήτηση, αφήνει όμως σημαντικά περιθώρια βελτίωσης. Αυτός ο ΓΑ 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.

Γλωσσάρι

αδιάφορο σύμβολο: Το σύμβολο *, το οποίο χρησιμοποιείται όταν η τιμή του γονιδίου μπορεί να πάρει είτε την τιμή 0 είτε την τιμή 1.

ακρίβεια αναπαράστασης: Ο καθορισμός των ψηφίων της συμβολοσειράς, τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για την κωδικοποίηση μιας πραγματικής μεταβλητής.

αναπαραγωγή: Η πιο σημαντική λειτουργία του Γ.Α. που περιλαμβάνει την επιλογή, τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη. Σε ορισμένα βιβλία, ως αναπαραγωγή θεωρείται μόνο η διαδικασία επιλογής.

αναπαράσταση κινητής υποδιαστολής: Η αναπαράσταση των γονιδίων με αριθμούς κινητής υποδιαστολής.

αντικειμενική συνάρτηση: Μια συνάρτηση που παίρνει σαν είσοδο μια αποκωδικοποιημένη συμβολοσειρά και επιστρέφει μιά τιμή (συνήθως πραγματική), που είναι ανάλογη με το πόσο καλά λύνει το πρόβλημα η συγκεκριμένη συμβολοσειρά. Είναι δηλαδή μιά συνάρτηση αξιολόγησης, που παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος, κατατάσσοντας τα άτομα (τις λύσεις) με βάση την καταλληλότητά τους. Γι' αυτό το λόγο λέγεται και συνάρτηση αξιολόγησης ή συνάρτηση καταλληλότητας ή συνάρτηση ικανότητας.

αξιολόγηση: Η διαδικασία κατάταξης των γονοτύπων (λύσεων) με βάση την καταλληλότητά (ικανότητά) τους.

απόδοση σχήματος: Η μέση απόδοση όλων των συμβολοσειρών του πληθυσμού τη χρονική στιγμή (επανάληψη) t που ταιριάζουν με το σχήμα.

απόδοση χρόνου: Η πολυπλοκότητα χρόνου που απαιτείται για τη υλοποίηση του Γ.Α., δηλαδή ο χρόνος CPU που απαιτείται για την εκτέλεση του αλγορίθμου.

αποκωδικοποίηση: Η αντίστροφη λειτουργία της κωδικοποίησης, δηλαδή η μετατροπή της δυαδικής συμβολοσειράς σε πραγματική τιμή.

αρχικοποίηση: Το βήμα στο οποίο δημιουργείται ο αρχικός πληθυσμός, πάνω στον οποίο θα λάβουν χώρα οι λειτουργίες του Γ.Α.

γονίδια: Τα μικρότερα μέρη από τα οποία αποτελούνται τα χρωμοσώματα. Στους Γ.Α. είναι τα ψηφία της συμβολοσειράς.

γονότυπος (ή γενότυπος): Το σύνολο της γενετικής πληροφορίας που είναι κωδικοποιημένο στα γονίδια.

διασταύρωση: Μιά απλή λειτουργία (γενετικός τελεστής) ανταλλαγής γενετικού υλικού, μεταξύ δύο ατόμων (γονέων) του πληθυσμού, που ζευγαρώνουν με τυχαίο τρόπο δημιουργώντας έτσι δύο νέα χρωμοσώματα (παιδιά). Στόχος της 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. Στην πράξη χρησιμοποιείται με παραμετροποιημένη μορφή, δηλαδή λαμβάνει χώρα με πιθανότητα μικρότερη του 1, τη λεγόμενη πιθανότητα διασταύρωσης.

δομικά στοιχεία: Τα μικρού μήκους, χαμηλής τάξης και υψηλής απόδοσης σχήματα.

ελιτισμός: Η εξασφάλιση της αντιγραφής του καλύτερου ατόμου στην επόμενη γενιά, πριν τη διαδικασία επιλογής,.

εξαναγκασμένη ρουλέτα: Η υλοποίηση σε αλγοριθμική βάση του τελεστή επιλογής. Κάθε συμβολοσειρά (άτομο) του πληθυσμού αντιπροσωπεύεται σε ένα τμήμα της ρουλέτας, που είναι ανάλογο με την απόδοσή της.

εξελικτικά προγράμματα: Μια τροποποίηση των ΓΑ, που χρησιμοποιούν γονίδια κωδικοποιημένα με πραγματικές τιμές (δηλαδή εξελίσουν δομές δεδομένων) και ειδικούς γενετικούς τελεστές που δημιουργήθηκαν ειδικά για αυτά.

εξελικτικοί αλγόριθμοι: Μια γενικευμένη κατηγορία αλγορίθμων εμπνευσμένων από τη θεωρία της εξέλιξης, οι οποίοι χρησιμοποιούν και άλλα είδη κωδικοποίησης εκτός της δυαδικής. Για παράδειγμα, η κωδικοποίηση ενός πληθυσμού από Νευρωνικά Δίκτυα, προκειμένου να εκπαιδευτούν με ΓΑ, απαιτεί την χρήση διασυνδεμένης λίστας. Σε αυτή την κατηγορία υπάγονται οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, ο Εξελικτικός Προγραμματισμός, οι Εξελικτικές Στρατηγικές, τα Συστήματα Ταξινόμησης και ο Γενετικός Προγραμματισμός.

εξελικτικός προγραμματισμός: Μια στοχαστική μέθοδος βελτιστοποίησης, παρόμοια με τους ΓΑ, που δίνει περισσότερο έμφαση στις σχέσεις συμπεριφοράς μεταξύ γονέων και απογόνων αντί να αναζητεί να εξομοιώσει γενετικούς τελεστές όπως παρατηρούνται στη φύση. Δεν χρησιμοποιεί διασταύρωση.

επιλογή: Η διαδικασία (γενετικός τελεστής) κατά την οποία επιλέγονται τα καταλληλότερα άτομα για τη δημιουργία του προσωρινού πληθυσμού. Στόχος της είναι να επιτρέπει εκθετική αύξηση των ικανότερων ατόμων και τελικά, μετά από αρκετές γενιές, την επικράτησή τους. ΓΑ χωρίς επιλογή στην αναπαραγωγική του διαδικασία ισοδυναμεί με τυχαίο ψάξιμο.

κριτήριο τερματισμού: Η συνθήκη που πρέπει να ικανοποιηθεί, προκειμένου να σταματήσει η εκτέλεση του αλγορίθμου.

κωδικοποίηση: Η διαδικασία μετατροπής της πραγματικής λύσης σε δυαδική συμβολοσειρά ορισμένου μήκους.

μέθοδος ποινής: Η μέθοδος ενσωμάτωσης ανισοτικών περιορισμών στην αντικειμενική συνάρτηση, εκχωρώντας χαμηλές αποδόσεις σε μη νόμιμα σημεία, δηλαδή σε σημεία που δεν ικανοποιούν τους περιορισμούς.

μετάλλαξη: Η λειτουργία (γενετικός τελεστής) που ενεργεί σε ένα μόνο χρωμόσωμα κάθε φορά. Καθώς αντιγράφονται δυαδικά ψηφία από το γονέα στον απόγονο, επιλέγεται τυχαία με μικρή πιθανότητα —τη λεγόμενη πιθανότητα μετάλλαξης— ένα ψηφίο και αντιστρέφεται (από 0 σε 1 και το αντίστροφο). Λειτουργεί ως ασφαλιστική δικλείδα για τις περιπτώσεις, κατά τις οποίες η επιλογή ή η διασταύρωση, ενδεχομένως, οδηγήσουν σε απώλεια κάποιων πολύτιμων γενετικών πληροφοριών.

ντετερμινιστικοί κανόνες: Οι κανόνες των οποίων το αποτέλεσμα ισχύει αιτιοκρατικά.

οριστικό μήκος σχήματος: Η απόσταση μεταξύ της πρώτης και της τελευταίας σταθερής θέσης σε ένα σχήμα.

πιθανοθεωρητικοί κανόνες: Οι κανόνες που ισχύουν τυχαία, με κάποια πιθανότητα.

πιθανότητα διασταύρωσης: Είναι η πιθανότητα με την οποία γίνεται η διασταύρωση. Η τιμή της καθορίζεται από το σχεδιαστή του Γ.Α..

πιθανότητα επιβίωσης σχήματος: Η πιθανότητα επιβίωσης ενός σχήματος μετά την εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης και είναι συμπληρωματική της πιθανότητας καταστροφής.

πιθανότητα καταστροφής σχήματος: Η πιθανότητα να καταστραφεί ένα σχήμα, μετά την εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης. Ορίζεται από το λόγο του οριστικού μήκους προς τον αριθμό των πιθανών σημείων διασταύρωσης.

πιθανότητα μετάλλαξης: Η πιθανότητα με την οποία γίνεται η μετάλλαξη. Η τιμή της καθορίζεται από το σχεδιαστή του ΓΑ.

πλεονάζουσες τιμές: Οι τιμές που περισσεύουν, επειδή το πλήθος των τιμών που μπορεί να πάρει η μεταβλητή δεν είναι δύναμη του 2. Οι κωδικοποιημένες πλεονάζουσες τιμές δεν αντιστοιχούν σε καμία τιμή της πραγματικής μεταβλητής.

πραγματική αναπαράσταση: Η αναπαράσταση των γονιδίων με πραγματικούς αριθμούς.

στοχαστική ομοιόμορφη δειγματοληψία: Ένας μηχανισμός επιλογής. Είναι παρόμοιος με την εξαναγκασμένη ρουλέτα, με τη διαφορά ότι οι «φέτες» είναι ίσες μεταξύ τους και ίσες στο πλήθος με τον πληθυσμό.

σχήμα (πρότυπο) ομοιότητας: Ένα πρότυπο (template), που επιτρέπει τον προσδιορισμό της ομοιότητας μεταξύ των χρωμοσωμάτων και κατασκευάζεται με τη χρήση του αδιάφορου συμβόλου * στο αλφάβητο Σ των γονιδίων ($\Sigma = \{0, 1\}$). Ένα σχήμα αναπαριστά όλες τις συμβολοσειρές (ένα υπερεπίπεδο, επίπεδο ή άλλο υποσύνολο του χώρου αναζήτησης), οι οποίες ταιριάζουν σε όλες τις θέσεις εκτός από αυτές που περιέχουν το σύμβολο *.

τάξη σχήματος: Ο αριθμός (το πλήθος) των θέσεων με 0 και 1, που καλούνται σταθερές θέσεις, δηλαδή οι θέσεις που δεν περιέχουν το αδιάφορο σύμβολο *.

τελεστής αντιστροφής: Ένας γενετικός τελεστής, ο οποίος επιλέγει δύο σημεία μέσα σε μια συμβολοσειρά και αντιστρέφει την τάξη των ψηφίων μεταξύ των επιλεγμένων σημείων, αλλά θυμάται τη «σημασία» του ψηφίου. Αυτό επιτυγχάνεται διατηρώντας τα ψηφία, μαζί με μία αναφορά των αρχικών τους θέσεων.

τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ): Μοντέλα παράλληλης επεξεργασίας, που η οργάνωσή τους προσπαθεί να μιμηθεί το δίκτυο των νευρώνων του ανθρώπινου εγκέφαλου. Στην κλασική τους μορφή περιέχουν πολλά επίπεδα αθροιστικών μονάδων (νευρώνες), όπου κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με κάποιο βάρος και όλες μαζί αθροίζονται για να περαστεί το αποτέλεσμα στο επόμενο επίπεδο. Αν οι νευρώνες είναι αρκετοί, τότε το δίκτυο προσεγγίζει τη λύση ενός προβλήματος με ικανοποιητική ακρίβεια.

υβριδικός αλγόριθμος: Συνδυασμός Γενετικού Αλγόριθμου με άλλο αλγόριθμο αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

φαινότυπος: Το σύνολο των «ορατών» χαρακτηριστικών του οργανισμού και της συμπεριφοράς του, που καθορίζονται από τις πληροφορίες των γονιδίων.

χρωμόσωμα: Μια συμβολοσειρά, η οποία αναπαριστά την κωδικοποίηση μιας λύσης. Συνήθως αποτελεί και ένα άτομο του πληθυσμού. Όταν η λύση αποτελείται από περισσότερες μεταβλητές, τότε ένα άτομο του πληθυσμού αναπαρίσταται από αντίστοιχο αριθμό χρωμοσωμάτων.