

Τ.Ε.Ι. ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

Εισαγωγή

Παναγιώτης Αδαμίδης

Θεσσαλονίκη, Μάιος 1999

Περιεχόμενα

1. Εισαγωγή	1
2. Βιολογικό υπόβαθρο	2
3. Απλό παράδειγμα	4
4. Βασικά Μοντέλα Εξελικτικών Αλγόριθμων	8
4.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι	9
4.1.1. Ένας Απλός Γενετικός Αλγόριθμος	10
4.1.2. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι σε Δράση - Μία Προσομοίωση με το Χέρι	15
4.2. Εξελικτικές Στρατηγικές	18
4.3. Εξελικτικός Προγραμματισμός	22
5. Θέματα κωδικοποίησης και εφαρμογής τελεστών	24
5.1. Επιλογή και Ποιότητα	24
5.2. Μετάλλαξη και Προσαρμογή	25
5.3. Ανασυνδυασμός και Προσαρμογή	26
5.3. Αναπαράσταση	27
5. Μερικά Θεωρητικά Θέματα	27
5.1. Το Θεώρημα Προτύπων Σχημάτων	28
5.2. Σύγκλιση των Εξελικτικών Αλγόριθμων	30
5.3. Υπολογιστική Πολυπλοκότητα	31
6. Εφαρμογές των Εξελικτικών Αλγορίθμων.	31
7. Επίλογος	36
Βιβλιογραφία	38

1. Εισαγωγή

Η προσπάθεια δημιουργίας τεχνητής νοημοσύνης και τεχνητής ζωής ανάγεται στις αρχές ακόμη της δημιουργίας των υπολογιστών. Από τις πρώτες ημέρες ακόμη της δημιουργίας τους, οι Η/Υ δεν χρησιμοποιούντο μόνο για τον υπολογισμό της τροχιάς βλημάτων και την αποκρυπτογράφηση στρατιωτικών κωδικών, αλλά και για την μοντελοποίηση του εγκεφάλου, την μίμηση της διαδικασίας μάθησης και την προσομοίωση της βιολογικής εξέλιξης. Τα τελευταία χρόνια υπήρξε μία σημαντική έξαρση της έρευνας στο χώρο των υπολογιστών με ερεθίσματα και κίνητρα από τον χώρο της βιολογίας. Η μοντελοποίηση του εγκεφάλου οδήγησε στην ανάπτυξη του χώρου των "νευρωνικών δικτύων" (*neural networks*), η μίμηση των διαδικασιών μάθησης οδήγησε στην "μηχανική μάθηση" (*machine learning*) και η προσομοίωση της φυσικής εξέλιξης στην ανάπτυξη των "εξελικτικών αλγόριθμων" (*evolutionary algorithms*).

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (ΕΑ) χρησιμοποιούν υπολογιστικά μοντέλα εξελικτικών διαδικασιών σαν βασικά στοιχεία σχεδιασμού και υλοποίησης υπολογιστικών συστημάτων επίλυσης προβλημάτων. Οι ΕΑ είναι αλγόριθμοι ανίχνευσης-αναζήτησης, βασισμένοι στη μηχανική της φυσικής επιλογής και της φυσικής γενετικής. Συνδυάζουν την επιβίωση του ικανότερου με μία οργανωμένη ανταλλαγή πληροφοριών, με στόχο την διαμόρφωση ενός αλγόριθμου ανίχνευσης που να διαθέτει -όσο μπορεί να είναι κάτι τέτοιο εφικτό- τη νεωτεριστική διαίσθηση της ανθρώπινης ανίχνευσης. Οι ΕΑ μιμούνται τις διαδικασίες βιολογικής εξέλιξης με την υλοποίηση των ιδεών της φυσικής επιλογής και της επικράτησης του ισχυρότερου, έτσι ώστε να παρέχουν αποτελεσματικές λύσεις σε προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

Υπάρχουν διάφορα εξελικτικά υπολογιστικά μοντέλα τα οποία όμως βασίζονται στις ίδιες αρχές, δηλ. στις αρχές προσομοίωσης της εξέλιξης ατομικών δομών μέσω των διαδικασιών της επιλογής και της αναπαραγωγής. Αυτές οι διαδικασίες βασίζονται στην ποιότητα/ικανότητα των ατομικών δομών όπως ορίζονται σε κάποιο περιβάλλον.

Το κεντρικό σημείο της έρευνας στους ΕΑ υπήρξε η **ευρωστία** (*robustness*), η ισορροπία δηλαδή ανάμεσα στην ικανότητα επίλυσης συγκεκριμένων προβλημάτων από την μια μεριά και στην αποτελεσματικότητα που απαιτείται για την επιβίωση σε πολλά διαφορετικά περιβάλλοντα από την άλλη. Όσο πιο εύρωστο είναι ένα τεχνητό σύστημα, τόσο καλύτερα και για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα αποδίδει και επιτυγχάνει υψηλότερα επίπεδα προσαρμοστικότητας. Επιπλέον, αποφεύγει -και συχνά εξαλείφει- δαπανηρούς επανασχεδιασμούς. Φωτεινό παράδειγμα ευρωστίας, ικανότητας και εύκολης προσαρμογής αποτελούν τα διάφορα βιολογικά συστήματα, όπου τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα της αυτο-επισκευής, της αυτόνομης καθοδήγησης και της αυτόνομης δημιουργίας αποτελούν κανόνες. Στην αναζήτηση εύρωστης απόδοσης από ένα σύστημα, η φύση αποτελεί πρότυπο. Έτσι, μελετώντας προσεκτικά το βιολογικό παράδειγμα μαθαίνουμε καλύτερα τα μυστικά της προσαρμοστικότητας και της επιβίωσης.

Πιο συγκεκριμένα, οι ΕΑ διατηρούν ένα *πληθυσμό ατόμων/δομών* (*population of individuals*) τον οποίο εξελίσσουν σύμφωνα με κάποιους κανόνες *επιλογής* (*selection rules*) και κάποιους *τελεστές* (*operators*), όπως *ανασυνδυασμός* (*recombination*) και *μετάλλαξη* (*mutation*). Κάθε *άτομο* (*individual*) του πληθυσμού αντιπροσωπεύει ένα σημείο του χώρου των πιθανών λύσεων ενός συγκεκριμένου προβλήματος. Επίσης περιέχει και κάποια γνώση για τους κανόνες του περιβάλλοντος του προβλήματος. Σε κάθε άτομο του πληθυσμού αντιστοιχείται ένα μέτρο της *ποιότητας* (*fitness*) που διαθέτει στο συγκεκριμένο περιβάλλον του προβλήματος το οποίο αντιμετωπίζεται και το οποίο τυποποιείται/κωδικοποιείται μέσω κάποιας *συνάρτησης ποιότητας* (*fitness function*). Κατά την επιλογή η προσοχή εστιάζεται σε άτομα υψηλής ποιότητας αξιοποιώντας την διαθέσιμη πληροφορία μέσω της ποιότητας των ατόμων. Ο ανασυνδυασμός και η μετάλλαξη διαταράσσουν την δομή των ατόμων παρέχοντας δυνατότητες διερεύνησης του χώρου. Οι ΕΑ είναι αρκετά πολύπλοκοι έτσι ώστε να παρέχουν εύρωστους και αποτελεσματικούς μηχανισμούς αναζήτησης αν και φαίνονται πολύ απλοϊκοί από την πλευρά ενός βιολόγου.

Ο αρχικός πληθυσμός ενός ΕΑ συνήθως αρχικοποιείται σε τυχαίες τιμές και εξελίσσεται προς διαδοχικά καλύτερες περιοχές του χώρου αναζήτησης μέσω των προαναφερθέντων (λίγο ή πολύ) τυχαίων διαδικασιών της επιλογής, του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης. Το περιβάλλον αποδίδει πληροφορίες σχετικά με την *ποιότητα* (*fitness value*) των νέων σημείων αναζήτησης, και η διαδικασία επιλογής ευνοεί τα άτομα με καλύτερη ποιότητα να αναπαράγονται συχνότερα από τα άλλα άτομα του πληθυσμού. Ο μηχανισμός ανασυνδυασμού επιτρέπει την μείξη της πληροφορίας που μεταφέρουν οι γονείς στους απογόνους και η μετάλλαξη εισάγει νέα στοιχεία, καινοτομίες στον πληθυσμό.

Οι κύριοι αντιπρόσωποι αυτού του υπολογιστικού μοντέλου περιλαμβάνουν τους *Γενετικούς Αλγόριθμους* (*genetic algorithms*) (Holland 1975, Goldberg 1989), τις *Εξελικτικές Στρατηγικές* (*Evolution strategies*) (Schwefel 1981, Schwefel 1995) και τον *Εξελικτικό Προγραμματισμό* (*Evolutionary programming*) (Fogel et al 1966, Fogel 1991) οι οποίες παρουσιάζονται παρακάτω στο κεφάλαιο 4.

2. Βιολογικό υπόβαθρο

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι βασίζονται στο μοντέλο φυσικής, βιολογικής εξέλιξης το οποίο προτάθηκε από τον Κάρολο Δαρβίνο στο έργο του "The Origin of Species". Η θεωρία της εξέλιξης του Δαρβίνου εξηγεί την προσαρμοστική αλλαγή των ειδών μέσω της αρχής της φυσικής επιλογής, η οποία ευνοεί την επιβίωση και την περαιτέρω εξέλιξη εκείνων των ειδών που είναι καλύτερα προσαρμοσμένα στις περιβαλλοντικές τους συνθήκες (η λεγόμενη "επιβίωση του ικανότερου"). Εκτός από την επιλογή, ο άλλος σημαντικός παράγοντας που αναγνωρίζει ο Δαρβίνος για την εξέλιξη, είναι η ύπαρξη μικρών, προφανώς τυχαίων και έμμεσων αποκλίσεων ανάμεσα στα *φαινοτύπους* (*phenotypes*) των οργανισμών, δηλαδή τα φυσικά και πνευματικά χαρακτηριστικά όπως χρώμα ματιών, ύψος, μέγεθος εγκεφάλου,

ευφύια κλπ. τα οποία καθορίζουν και τον τρόπο ανταπόκρισης και φυσικής ενσάρκωσης των γονέων και των παιδιών τους. Οι **μεταλλάξεις** αυτές υπερισχύουν μέσα από την επιλογή, εάν αποδείξουν την αξία τους στις συνθήκες του παρόντος περιβάλλοντος· διαφορετικά, χάνονται. Η βασική κινητήρια δύναμη της επιλογής δίδεται από τη φυσική διαδικασία της αναπαραγωγής απογόνων. Υπό ευνοϊκές περιβαλλοντικές συνθήκες, το μέγεθος του πληθυσμού αυξάνεται εκθετικά, μία διαδικασία η οποία περιορίζεται από τους πεπερασμένους διαθέσιμους πόρους. Όταν οι πόροι δεν επαρκούν για να στηρίξουν όλα τα άτομα ενός πληθυσμού, τότε ευνοούνται εκείνοι οι οργανισμοί οι οποίοι εκμεταλλεύονται πιο αποτελεσματικά τους διαθέσιμους πόρους.

Σήμερα, η άποψη αυτή είναι γενικά αποδεκτή ως η σωστή μακροσκοπική εξήγηση της εξέλιξης. Ωστόσο, η σύγχρονη βιοχημεία και γενετική επέκτειναν την θεωρία του Δαρβίνου με τη βοήθεια μικροσκοπικών ανακαλύψεων που αφορούν τους μηχανισμούς της κληρονομικότητας. Η θεωρία που απορρέει από τις ανακαλύψεις αυτές ονομάζεται **συνθετική θεωρία της εξέλιξης** (*synthetic theory of evolution*) ή, κάποιες φορές, **νεοδαρβινισμός** (*neodarwinism*).

Όλοι οι ζώντες οργανισμοί αποτελούνται από κύτταρα και κάθε κύτταρο περιέχει το ίδιο σύνολο από ένα ή περισσότερα **χρωμοσώματα** (*chromosomes*) τα οποία αποτελούν ακολουθίες DNA οι οποίες λειτουργούν ως προσχέδιο ανάπτυξης του οργανισμού. Ένα χρωμόσωμα διαιρείται σε **γονίδια** (*genes*) λειτουργικά τμήματα του DNA, κάθε ένα από τα οποία κωδικοποιεί μία συγκεκριμένη πρωτεΐνη. Τα γονίδια θεωρούνται οι μονάδες μεταβίβασης του συνόλου των κληρονομικών χαρακτηριστικών. Χονδρικά, μπορεί να θεωρηθεί ότι κάθε γονίδιο κωδικοποιεί ένα χαρακτηριστικό, όπως το χρώμα των ματιών. Οι διαφορετικές πιθανές τιμές ενός γονιδίου ονομάζονται **τιμές χαρακτηριστικών** - *alleles* (π.χ., καστανά, μπλε, πράσινα). Κάθε γονίδιο έχει μία συγκεκριμένη θέση (*locus*) μέσα στο χρωμόσωμα. Τα γονίδια μεταβάλλονται περιστασιακά μέσω μεταλλάξεων.

Πολλοί οργανισμοί έχουν πολλαπλά χρωμοσώματα σε κάθε κύτταρο. Το πλήρες σύνολο όλου του γενετικού υλικού (όλα τα χρωμοσώματα μαζί) αποτελούν το **γονιδίωμα** (*genome*) του οργανισμού. Ο όρος γονιδίωμα αναφέρεται στο σύνολο των γονιδίων τα οποία περιέχονται σε αυτό. Δύο άτομα τα οποία έχουν πανομοιότυπο γονιδίωμα λέγεται ότι έχουν τον ίδιο **γονότυπο** (*genotype*). Ο γονότυπος έχει σαν αποτέλεσμα, μέσω της εμβρυϊκής και της μετέπειτα ανάπτυξης, την εμφάνιση του συγκεκριμένου φαινοτύπου του οργανισμού.

Η επιλογή ενεργεί επί των ατόμων (τα άτομα είναι οι μονάδες επιλογής) τα οποία μέσω του φαινοτύπου τους εκφράζουν τις πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις εντός του γονότυπου τους, δηλ την συνολική γενετική πληροφορία του οργανισμού, καθώς επίσης και την αλληλεπίδραση του γονότυπου με το περιβάλλον κατά τον καθορισμό του φαινοτύπου.

Οι οργανισμοί των οποίων τα χρωμοσώματα παρατάσσονται σε ζεύγη ονομάζονται **διπλοειδείς** (*diploid*), ενώ οργανισμοί των οποίων τα χρωμοσώματα είναι αζευγάρωτα ονομάζονται **απλοειδείς** (*haploid*). Στην φύση η πλειοψηφία των σεξουαλικά αναπαραγόμενων ειδών είναι διπλοειδείς, συμπεριλαμβανομένου και του ανθρώπινου είδους, όπου κάθε άτομο διαθέτει 23

ζεύγη χρωμοσωμάτων σε κάθε σωματικό (μη σπερματικό) κύτταρο. Κατά την διάρκεια της σεξουαλικής αναπαραγωγής λαμβάνει χώρα ο **ανασυνδυασμός** (*recombination*) ή **διασταύρωση** (*crossover*) των γονιδίων: σε κάθε γονέα ανταλλάσσονται γονίδια μεταξύ κάθε ζεύγους χρωμοσωμάτων σχηματίζοντας ένα **γαμέτη** (*gamete*) δηλ. ένα μοναδικό χρωμόσωμα και μετά οι γαμέτες από τους δύο γονείς σχηματίζουν ένα πλήρες ζεύγος διπλοειδούς χρωμοσώματος. Στην απλοειδή σεξουαλική αναπαραγωγή, τα γονίδια ανταλλάσσονται μεταξύ των χρωμοσωμάτων των δύο γονέων. Οι περισσότερες εφαρμογές των ΕΑ χρησιμοποιούν απλοειδή τύπο χρωμοσωμάτων.

Η **ποιότητα** (*fitness*) ενός οργανισμού τυπικά ορίζεται ως η πιθανότητα **βιωσιμότητας** (*viability*) του οργανισμού (η πιθανότητα να επιβιώσει και να αναπαραγάγει απογόνους) ή ως συνάρτηση του αριθμού των απογόνων του (**γονιμότητα** - *fertility*). Στο πλαίσιο της εξέλιξης, η ποιότητα ενός ατόμου μετρείται μόνο έμμεσα μέσω του ρυθμού αύξησής του σε σύγκριση με τα άλλα άτομα του πληθυσμού δηλ. με την τάση του να επιβιώσει και να αναπαράγει σε ένα συγκεκριμένο περιβάλλον. Επιπλέον η φυσική επιλογή δεν είναι η ενεργή κινητήρια δύναμη. Η επιλογή είναι το όνομα που χρησιμοποιείται για να περιγράψει την ικανότητα των ατόμων τα οποία έχουν καταφέρει να επιβιώσουν και να μεταφέρουν το γενετικό υλικό τους στην επόμενη γενιά.

Στην βιολογία ο όρος **προσαρμογή** (*adaptation*) έχει την έννοια ενός γενικού προτερήματος αποτελεσματικότητας ενός ατόμου έναντι των υπολοίπων μελών ενός πληθυσμού και ταυτόχρονα σημαίνει την διαδικασία διατήρησης αυτής της κατάστασης. Προσαρμογή είναι ένας γενικός όρος ο οποίος τόσο την μη γενετική προσαρμογή (σωματική προσαρμογή), όσο και την γενετική έννοια της αλλαγής δηλ. την αλλαγή του γονότυπου κατά την εξέλιξη των γενεών. Η έννοια της προσαρμογής συχνά χρησιμοποιείται ως συνώνυμο της ποιότητας, δηλ. προσαρμογή είναι η τάση του ατόμου να μεγαλώσει (και να αναπαραχθεί).

3. Απλό παράδειγμα

Το σχήμα 3.1 περιγράφει ένα τυπικό ΕΑ. Ένας πληθυσμός δομών αρχικοποιείται και κατόπιν εξελίσσεται από γενιά σε γενιά με την εφαρμογή της επιλογής, του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης. Το μέγεθος του πληθυσμού είναι γενικά σταθερό στους ΕΑ, αν και δεν υπάρχει συγκεκριμένος λόγος (εκτός της προγραμματιστικής ευκολίας) να μένει σταθερό.

Τυπικά, ένας εξελικτικός αλγόριθμος αρχικοποιεί τον πληθυσμό του σε τυχαίες τιμές, αν και μπορεί να χρησιμοποιηθεί προηγούμενη γνώση του πεδίου εφαρμογής (εάν υπάρχει) για να επηρεάσει την αρχικοποίηση του πληθυσμού. Ακολουθεί η αξιολόγηση (*evaluation*) του πληθυσμού αποδίδοντας αντίστοιχες τιμές ποιότητας (*fitness*) σε κάθε άτομο του πληθυσμού στο συγκεκριμένο περιβάλλον. Η αξιολόγηση γίνεται μέσω της **συνάρτησης ποιότητας** (αντιπροσωπευτική του συγκεκριμένου περιβάλλοντος) η οποία μπορεί να είναι πολύ απλή, όπως ο υπολογισμός μιας απλής συνάρτησης, ή εξαιρετικά πολύπλοκη, όπως η εκτέλεση μιας

πολύπλοκης προσομοίωσης. Η *επιλογή* (*selection*) συνήθως υλοποιείται σε δύο βήματα, δηλ. επιλογή γονέων και επιβίωση γονέων. Κατά την επιλογή των γονέων καθορίζεται ποια άτομα θα γίνουν γονείς και πόσους *απόγονους* / *παιδιά* (*offsprings/children*) θα αποκτήσουν.

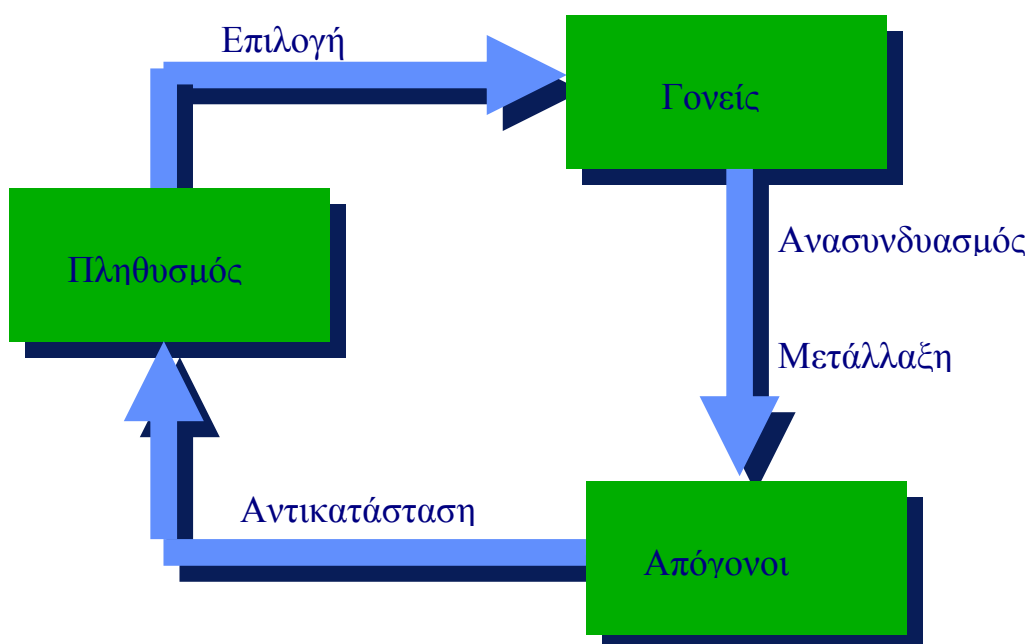
```

procedure EA; {
    t = 0;
    initialize population P(t);
    evaluate P(t);
    until (done) {
        t = t + 1;
        parent_selection P(t);
        recombine P(t);
        mutate P(t);
        evaluate P(t);
        survive P(t);
    }
}

```

Σχήμα 3.1. Ένας τυπικός εξελικτικός αλγόριθμος

Οι απόγονοι δημιουργούνται μέσω ανασυνδυασμού των γονέων δηλαδή με την ανταλλαγή πληροφορίας μεταξύ των γονέων και μέσω μετάλλαξης η οποία διαταράσσει περαιτέρω τους απογόνους. Ακολουθεί η χρήση της συνάρτησης ποιότητας για την αξιολόγηση των απογόνων και τελικά η επιλογή των ατόμων του πληθυσμού που θα επιβιώσουν στην επόμενη γενιά. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται *εξελικτικός κύκλος* (*evolutionary cycle*). Το σχήμα 3.2 εμφανίζει τον συνήθη εξελικτικό κύκλο.



Σχήμα 3.2. Εξελικτικός κύκλος

Ακολουθεί ένα απλό παράδειγμα λειτουργίας ενός ΕΑ. Ας υποθέσουμε ότι ένας κατασκευαστής αυτοκινούμενων οχημάτων θέλει να σχεδιάσει μία νέα μηχανή με νέο σύστημα τροφοδότησης έτσι ώστε να μεγιστοποιήσει την απόδοση, την αξιοπιστία, την χιλιομετρική κάλυψη ανά λίτρο καυσίμων, ενώ ταυτόχρονα ελαχιστοποιούνται οι εκπομπές. Επιπλέον, υποθέτουμε ότι μία μονάδα προσομοίωσης μηχανών μπορεί να ελέγξει διάφορες μηχανές και να τις αξιολογήσει αποδίδοντας ένα βαθμό ποιότητας σε κάθε μηχανή. Ωστόσο, το πλήθος των πιθανών μηχανών είναι πολύ μεγάλο και δεν υπάρχει αρκετός χρόνος να ελεγχθούν όλες. Πως θα αντιμετωπίζονταν αυτό το πρόβλημα με ένα ΕΑ;

Αρχικά ορίζουμε τα άτομα τα οποία θα αναπαριστούν τις διαθέσιμες μηχανές. Για παράδειγμα, τα κυβικά του κινητήρα, το σύστημα καυσίμων, ο αριθμός βαλβίδων, των κυλίνδρων και η ύπαρξη υπερσυμπιεστή καυσαερίων (turbo-charging) είναι όλες μεταβλητές της μηχανής. κατά το βήμα αρχικοποίησης δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός πιθανών μηχανών. Χάρην απλότητας, υποθέτουμε έναν πληθυσμό (εξαιρετικά μικρό) μεγέθους τέσσερα. Ο Πίνακας 3.1 δίνει ένα παράδειγμα αρχικού πληθυσμού.

Πίνακας 3.1. Αρχικός πληθυσμός

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ-συμπιεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι
1	350	4 σημείων	Ναι	16	8
2	250	Μηχ. ψεκασμού	Όχι	12	6
3	150	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	12	4
4	200	2 σημείων	Όχι	8	4

Ακολουθεί η αξιολόγηση κάθε ατόμου στον προσομοιωτή, ο οποίος παίζει τον ρόλο της συνάρτησης ποιότητας. Σε κάθε άτομο αντιστοιχείται ένας βαθμός ο οποίος είναι ένα μέτρο της ποιότητας του ατόμου όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.2.

Πίνακας 3.2. Αρχικός πληθυσμός μετά την αξιολόγηση

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ-συμπιεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι	Ποιότητα
1	350	4 σημείων	Ναι	16	8	50
2	250	Μηχ. ψεκασμού	Όχι	12	6	100
3	150	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	12	4	300
4	200	2 σημείων	Όχι	8	4	150

Ακολουθεί η διαδικασία επιλογής η οποία καθορίζει ποιοι γονείς θα αποκτήσουν απογόνους καθώς και το πλήθος των απογόνων που θα έχουν. Για παράδειγμα, μπορούμε να αποφασίσουμε ότι το άτομο 2 μπορεί να αποκτήσει 2 παιδιά επειδή είναι πολύ καλύτερο από τα άλλα άτομα. Τα παιδιά δημιουργούνται μέσω ανασυνδυασμού και μετάλλαξης.

Όπως ήδη αναφέρθηκε, ο ανασυνδυασμός ανταλλάσσει πληροφορίες μεταξύ των ατόμων, ενώ η μετάλλαξη διαταράσσει τα άτομα αυξάνοντας την απόκλιση του πληθυσμού. Για παράδειγμα ο ανασυνδυασμός των ατόμων 3 και 4 θα μπορούσε να παράγει τα δύο παιδιά του Πίνακα 3.3.

Πίνακας 3.3. Αποτέλεσμα ανασυνδυασμού των ατόμων 3 και 4

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ-συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι
3'	200	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	4

Σημειώστε ότι τα παιδιά αποτελούνται από στοιχεία των δύο γονέων. Επιπλέον ο αριθμός των κυλίνδρων είναι 4, αφού και οι δύο γονείς έχουν 4 κυλίνδρους. Η μετάλλαξη που πιθανώς ακολουθεί μπορεί να μεταβάλει περαιτέρω αυτά τα παιδιά έχοντας σαν αποτέλεσμα τα νέα άτομα του Πίνακα 3.4.

Πίνακας 3.4. Αποτέλεσμα μετάλλαξης των απογόνων 3' και 4'

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ-συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι
3'	250	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	6

Ακολουθεί η αξιολόγηση των απογόνων από τον προσομοιωτή. Έστω ότι ο προσομοιωτής τους αποδίδει τις τιμές ποιότητας που φαίνονται στον Πίνακα 3.5.

Πίνακας 3.5. Αξιολόγηση των απογόνων 3' και 4'

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ-συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι	Ποιότητα
3'	250	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4	250
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	6	350

Τελικά αποφασίζουμε ποια άτομα θα επιβιώσουν. Στο παράδειγμά μας το οποίο έχει σταθερό μέγεθος πληθυσμού, πράγμα σύνηθες για τον χώρο των ΕΑ, πρέπει να επιλέξουμε 4 άτομα προς επιβίωση.

Πίνακας 3.6. Αξιολόγηση των απογόνων 3' και 4'

Άτομο	Κυβικά (inches)	Σύστημα Καυσίμων	Υπερ-συμπίεση	Βαλβίδες	Κύλινδροι	Ποιότητα
3	150	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	12	4	300

4	200	2 σημείων	Όχι	8	4	150
3'	250	Ηλεκ. ψεκασμού	Ναι	8	4	250
4'	150	2 σημείων	Όχι	12	6	350

Η επιλογή των ατόμων που θα επιβιώσουν στην επόμενη γενιά ποικίλει μεταξύ διαφορετικών ΕΑ. Εάν για παράδειγμα επιβιώνουν οι καλύτεροι τότε ο πληθυσμός θα γίνει όπως στον Πίνακα 3.6.

Ο εξελικτικός κύκλος (επιλογή, ανασυνδυασμός, μετάλλαξη και επιβίωση) συνεχίζεται μέχρι την ικανοποίηση κάποιου κριτηρίου τερματισμού.

Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι αν και το βασικό εννοιολογικό πλαίσιο όλων των ΕΑ είναι ίδιο, οι υλοποιήσεις τους διαφέρουν σε πολλά σημεία. Για παράδειγμα υπάρχει μία μεγάλη ποικιλία μεθόδων επιλογής. Επίσης, η αναπαράσταση των ατόμων ποικίλει από δυαδικές συμβολοσειρές μέχρι διανύσματα πραγματικών αριθμών ή ακόμη και εκφράσεις LISP. Τέλος, η σπουδαιότητα των δύο βασικών τελεστών (του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης) όπως επίσης και οι υλοποιήσεις τους διαφέρουν κατά πολύ μεταξύ των διαφορετικών μοντέλων ΕΑ.

4. Βασικά Μοντέλα Εξελικτικών Αλγόριθμων

Στον χώρο των ΕΑ έχουν κυριαρχήσει τρεις κυρίως μεθοδολογίες (κατηγορίες ΕΑ) όπως έχει ήδη αναφερθεί. Οι μεθοδολογίες αυτές περιλαμβάνουν τους *Γενετικούς Αλγόριθμους* (*genetic algorithms*), τις *Εξελικτικές Στρατηγικές* (*Evolution strategies*) και τον *Εξελικτικό Προγραμματισμό* (*Evolutionary programming*). Αν και οι τρεις αυτές μεθοδολογίες στηρίζονται σε όμοιες αρχές, κάθε μία υλοποιείται με διαφορετικό τρόπο. Οι διαφορές αγγίζουν σχεδόν όλα τα θέματα υλοποίησης συμπεριλαμβάνοντας τις μεθόδους αναπαράστασης των ατόμων, τους μηχανισμούς επιλογής, τους τύπους των γενετικών τελεστών και την μέτρηση της απόδοσης.

Αν και οι τρεις αυτές μεθοδολογίες είναι γνωστές περισσότερο από 30 χρόνια, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι έχουν κερδίσει περισσότερο ενδιαφέρον από τις Εξελικτικές Στρατηγικές και τον Εξελικτικό Προγραμματισμό.

Οι μεθοδολογίες αυτές έχουν δώσει την έμπνευση για την ανάπτυξη επιπρόσθετων μεθοδολογιών όπως τον *"Γενετικό Προγραμματισμό - Genetic Programming"* (Koza, 1991) τα *"Συστήματα Κατάταξης - Classifier systems"* (Holland, 1986), τα *"Συστήματα LS - LS systems"* (Smith, 1983), κ.α.

Στις παρακάτω παραγράφους περιγράφονται οι τρεις αυτές μεθοδολογίες.

4.1. Γενετικοί Αλγόριθμοι

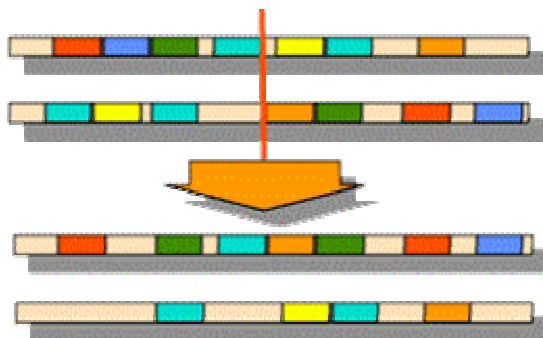
Η ανάπτυξή τους ξεκίνησε στη δεκαετία του 1960 από τον John Holland, τους συνεργάτες του και τους φοιτητές του στο Πανεπιστήμιο του Michigan. Οι σκοποί της έρευνάς τους είχαν διπλή κατεύθυνση:

- να συνοψίσουν και να εξηγήσουν αυστηρά τις προσαρμοστικές και αναπαραγωγικές διαδικασίες των φυσικών συστημάτων, και
- να σχεδιάσουν λογισμικό τεχνητών συστημάτων που να διατηρεί τους πιο σημαντικούς από τους μηχανισμούς των φυσικών συστημάτων.

Παραδοσιακά, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) χρησιμοποιούν μία αναπαράσταση η οποία είναι ανεξάρτητη από το πρόβλημα, δηλ. συμβολοσειρές δυαδικών ψηφίων. Ωστόσο, αρκετές πρόσφατες εφαρμογές χρησιμοποιούν άλλους τρόπους αναπαράστασης όπως γράφοι, εκφράσεις LISP, διατεταγμένες λίστες και διανύσματα πραγματικών αριθμών.

Κατά την αρχικοποίηση του πληθυσμού δημιουργείται ένα σύνολο από δυαδικές συμβολοσειρές (χρωμοσώματα). Μετά την αρχικοποίηση επιλέγονται οι γονείς σύμφωνα με μία συνάρτηση πιθανότητας η οποία βασίζεται στην σχετική ποιότητα των ατόμων του πληθυσμού. Με άλλα λόγια, τα άτομα (χρωμοσώματα) με καλύτερη ποιότητα έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιλεγούν ως γονείς. Όσο καλύτερη είναι η ποιότητα ενός ατόμου, τόσο αυξάνονται οι πιθανότητες να επιλεγεί περισσότερες φορές σαν γονέας για την αναπαραγωγή παιδιών. Γενικά, από N γονείς αναπαράγονται N παιδιά μέσω **διασταύρωσης** (*crossover*), όπως ονομάζεται ο ανασυνδυασμός στην περίπτωση των ΓΑ. Τυπικά, ακολουθεί η μετάλλαξη των N παιδιών σύμφωνα με κάποιο συντελεστή πιθανότητας μετάλλαξης και η επιβίωση των παιδιών αντικαθιστώντας τους N γονείς του πληθυσμού και δημιουργώντας μία νέα γενιά. .

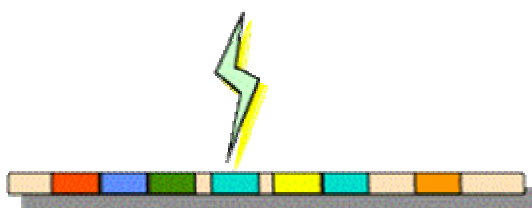
Ο τελεστής διασταύρωσης λειτουργεί ως εξής: Επιλέγεται τυχαία μία θέση του χρωμοσώματος και ανταλλάσσονται τα τμήματα πριν και μετά την θέση αυτή μεταξύ των δύο χρωμοσωμάτων όπως φαίνεται στο σχήμα 4.1. Για παράδειγμα, εάν οι συμβολοσειρές 10000100 και 1111111 διασταυρωθούν μετά την τρίτη θέση θα παραχθούν τα δύο παιδιά 10011111 και 11100100.



Σχήμα 4.1. Διασταύρωση ενός σημείου

Ο τελεστής διασταύρωσης μιμείται χονδρικά τον βιολογικό ανασυνδυασμό μεταξύ δύο οργανισμών με μονό χρωμόσωμα (απλοειδείς). Μέσω της διασταύρωσης, οι ΓΑ εκμεταλλεύονται αποτελεσματικά ιστορικές πληροφορίες για να κάνουν υποθέσεις πάνω σε νέα σημεία έρευνας, με προσδοκώμενη βελτιωμένη απόδοση.

Ο τελεστής μετάλλαξης αλλάζει τυχαία κάποια από τα δυαδικά ψηφία ενός χρωμοσώματος, μετατρέποντάς τα από 0 σε 1 ή αντίστροφα όπως φαίνεται στο σχήμα 4.2. Για παράδειγμα, εάν στην συμβολοσειρά 00000100 γίνει μετάλλαξη στο δεύτερο δυαδικό ψηφίο της θα γίνει 01000100. Η μετάλλαξη μπορεί να συμβεί σε οποιαδήποτε θέση μιας συμβολοσειράς με κάποια πιθανότητα, συνήθως πολύ μικρή όσον αφορά τους ΓΑ (π.χ. 0.001)



Σχήμα 4.2. Μετάλλαξη

Είναι αρκετά σημαντικό να σημειώσουμε ότι στους ΓΑ η έμφαση δίνεται στον τελεστή ανασυνδυασμού και όχι στον τελεστή μετάλλαξης. Όπως ήδη ειπώθηκε η πιθανότητα μετάλλαξης (δηλ. αντιστροφής) των δυαδικών ψηφίων είναι πολύ μικρή και συχνά θεωρείται τελεστής που λειτουργεί στο παρασκήνιο. Ο ανασυνδυασμός, από την άλλη, θεωρείται ως ο κύριος τελεστής διερεύνησης.

Η αρχική αναφορά πάνω στο θέμα είναι η “*Προσαρμοστικότητα στα Φυσικά και Τεχνητά Συστήματα*” (Adaptation in Natural and Artificial Systems) του Holland (1975).

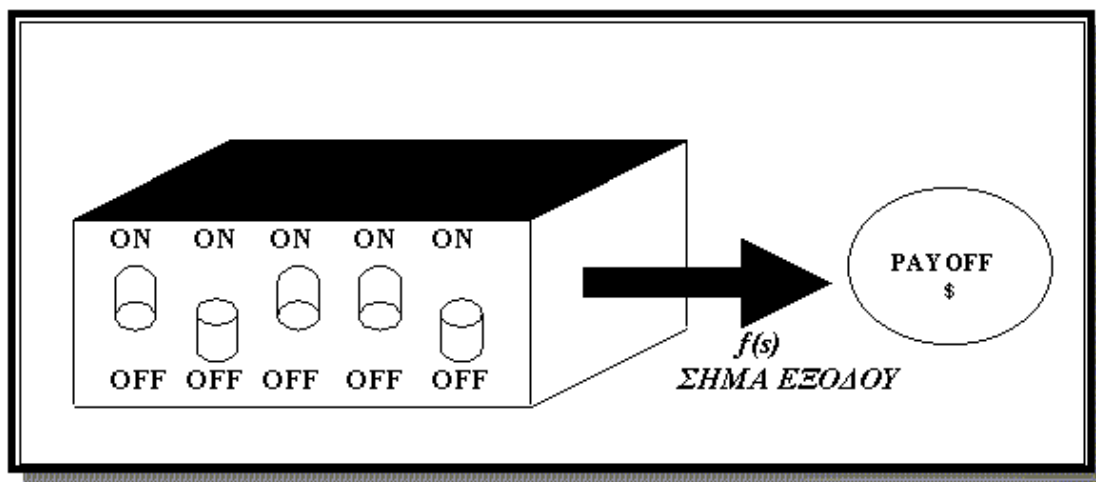
4.1.1. Ένας Απλός Γενετικός Αλγόριθμος

Η μηχανική ενός απλού Γενετικού Αλγόριθμου (ΓΑ) είναι εκπληκτικά απλή και δεν περιλαμβάνει τίποτα πιο περίπλοκο από αντιγραφή συμβολοσειρών και ανταλλαγή ενός μέρους αυτών.

Ας εξετάσουμε το πρόβλημα του διακόπτη του μαύρου κουτιού που εμφανίζεται στο Σχήμα 4.3. Το πρόβλημα αυτό αφορά το μηχανισμό ενός μαύρου κουτιού, με μία σειρά από πέντε διακόπτες εισαγωγής. Οι ΓΑ (όπως και γενικότερα οι ΕΑ) δεν χρειάζεται να γνωρίζουν τον τρόπο λειτουργίας του μαύρου κουτιού. Εκείνο που χρειάζονται είναι μία μέθοδος κωδικοποίησης και ένας τρόπος αξιολόγησης των κωδικοποιήσεων.

Για κάθε συνδυασμό θέσεων των διακοπών υπάρχει ένα σήμα εξόδου f , που μαθηματικά συμβολίζεται ως $f = f(s)$, όπου s είναι ένας συγκεκριμένος συνδυασμός των θέσεων των πέντε

διακοπών. Το ζητούμενο του προβλήματος είναι να θέσουμε τους διακόπτες έτσι ώστε να αποκομίσουμε τη μέγιστη δυνατή τιμή της f .



Σχήμα 4.3. Το Πρόβλημα Βελτιστοποίησης του Μαύρου Κουτιού με τους 5 Διακόπτες

Με άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης είναι πιθανό να δουλέυαμε απευθείας με το σύνολο των παραμέτρων (δηλαδή, τους συνδυασμούς των διακοπών) και θα μεταβάλλαμε τη θέση των διακοπών από τον ένα συνδυασμό στον άλλο, χρησιμοποιώντας τους κανόνες μεταβολής της συγκεκριμένης μεθόδου. Με τους ΓΑ, το πρώτο που κάνουμε είναι να κωδικοποιήσουμε τους διακόπτες ως μία συμβολοσειρά πεπερασμένου μήκους. Ένας απλός κώδικας μπορεί να δημιουργηθεί, λαμβανομένης υπόψη μιας σειράς από μονάδες και μηδενικά μέγιστου μήκους πέντε, όπου καθένας από τους πέντε διακόπτες αναπαριστάται από μία μονάδα αν είναι ανοιχτός, και από ένα μηδέν αν είναι κλειστός. Με την κωδικοποίηση αυτή, η σειρά 11110 για παράδειγμα, κωδικοποιεί τη συσκευή όπου οι τέσσερις πρώτοι διακόπτες είναι ανοιχτοί και ο πέμπτος, κλειστός (βέβαια, αργότερα οι κωδικοποιήσεις που θα εισάγονται δεν θα είναι τόσο προφανείς, αλλά στη δεδομένη στιγμή σημασία έχει να αντιληφθούμε τον τρόπο που οι ΓΑ χρησιμοποιούν κωδικοποιήσεις).

Άλλες τεχνικές επίλυσης αυτού του προβλήματος, είναι πιθανό να ξεκινούσαν με ένα συνδυασμό θέσεων διακοπών, εφαρμόζοντας κάποιους κανόνες μεταβολής και δημιουργώντας ένα νέο δοκιμαστικό συνδυασμό διακοπών. Ένας ΓΑ ξεκινά με έναν πληθυσμό συμβολοσειρών (άτομα) και από κει και πέρα δημιουργεί συνεχώς νέους βελτιωμένους πληθυσμούς συμβολοσειρών. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα των πέντε διακοπών, μία τυχαία εκκίνηση με το στρίψιμο ενός νομίσματος (1 = κεφαλή, 0 = γράμματα) μπορεί να δημιουργήσει τον αρχικό πληθυσμό μεγέθους $n = 4$ (που είναι πολύ μικρός για τα πρότυπα των ΓΑ):

01101
11000
01000
10011

Εκτός της αρχικοποίησης του πληθυσμού, πρέπει να ορίσουμε ένα σύνολο από απλές λειτουργίες, οι οποίες παίρνουν αυτόν τον αρχικό πληθυσμό και “γεννούν” επιτυχημένους πληθυσμούς οι οποίοι βελτιώνονται με το χρόνο.

Ένας απλός ΓΑ ο οποίος αποφέρει καλά αποτελέσματα σε πολλά πρακτικά προβλήματα, στηρίζεται σε τρεις τελεστές:

- *Επιλογή*,
- *Διασταύρωση (Ανασυνδυασμός)*, και
- *Μετάλλαξη*.

Η *αναπαραγωγή* είναι μια διαδικασία κατά την οποία ξεχωριστές συμβολοσειρές (άτομα) επιλέγονται σύμφωνα με τις τιμές ποιότητας που τους έχει ανατεθεί από την συνάρτησης ποιότητας f (οι βιολόγοι καλούν αυτή τη συνάρτηση, *συνάρτηση προσαρμογής-καταλληλότητας*). Μπορούμε να σκεφτόμαστε τη συνάρτηση ποιότητας f ως κάποιο μέσο μέτρησης του κέρδους, της χρησιμότητας της ποιότητας ή της καταλληλότητας που επιθυμούμε να βελτιστοποιήσουμε. Η επιλογή συμβολοσειρών ανάλογα με τις τιμές ποιότητάς τους σημαίνει ότι, σειρές με μια υψηλότερη τιμή έχουν και υψηλότερη πιθανότητα συνεισφοράς ενός ή περισσότερων απογόνων στην επόμενη γενιά. Αυτός ο χειρισμός, φυσικά, είναι μία τεχνητή έκδοση της φυσικής επιλογής, θα λέγαμε μία Δαρβινική επιβίωση του βέλτιστου ανάμεσα σε σειρές πλασμάτων. Σε φυσικούς πληθυσμούς η ποιότητα καθορίζεται από την ικανότητα ενός πλάσματος να επιβιώνει από αρπαγές, λοιμούς και άλλα εμπόδια στο δρόμο προς την ενηλικίωση και τη μεταγενέστερη αναπαραγωγή. Μέσα στο ακλόνητα τεχνητό μας πλαίσιο, η συνάρτηση ποιότητας είναι ο τελικός ρυθμιστής της ζωής ή του θανάτου των συμβολοσειρών-πλασμάτων.

Ο τελεστής της *επιλογής* μπορεί να υλοποιηθεί σε αλγοριθμική μορφή με πολλούς τρόπους. Ένας από αυτούς είναι να δημιουργήσουμε έναν “μεροληπτικό” τροχό ρουλέτας, όπου σε κάθε άτομο/συμβολοσειρά του πληθυσμού ανατίθεται ένα μέρος της ρουλέτας ανάλογα με την ποιότητά του ατόμου.

Ας υποθέσουμε ότι το δείγμα του πληθυσμού των τεσσάρων ατόμων στο πρόβλημα του μαύρου κουτιού έχει τις τιμές ποιότητας, που βλέπουμε στον Πίνακα 4.1. Προς το παρόν τις δεχόμαστε σαν τιμές -τη συνάρτηση και την κωδικοποίηση που τις δημιουργούν θα τις εξετάσουμε παρακάτω.

Πίνακας 4.1. Δείγμα Τιμών Σειρών και Τιμών Ποιότητάς τους

<i>No.</i>	<i>Σειρά</i>	<i>Ποιότητα</i>	<i>% του Συνόλου</i>
1	01101	169	14.4
2	11000	576	49.2
3	01000	64	5.5
4	10011	361	30.9
<i>Σύνολο:</i>		1170	100.0

Αθροίζοντας την ποιότητα και των τεσσάρων ατόμων λαμβάνουμε το σύνολο 1170. Ο τροχός της ρουλέτας που προκύπτει για την αναπαραγωγή αυτής της γενεάς μοιράζεται σε τέσσερα μέρη με αντιστοιχία ανάλογη, για κάθε άτομο, των ποσοστών που βλέπουμε στη στήλη “% του Συνόλου”. Για να επιλέξουμε τους γονείς οι οποίοι θα αναπαραχθούν, απλά γυρίζουμε τον τροχό της ρουλέτας, όπως χωρίστηκε, τέσσερις φορές. Για το πρόβλημα του παραδείγματος, το άτομο Νο. 1 έχει τιμή ποιότητας 169, η οποία αντιπροσωπεύει το 14.4% της συνολικής ποιότητας. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, να δίνεται στη σειρά Νο. 1 το 14.4% του μεροληπτικού τροχού της ρουλέτας, και κάθε γύρισμα να αποδίδει τη σειρά αυτή με πιθανότητα 0.144. Κάθε φορά που χρειαζόμαστε ακόμη έναν απόγονο, ένα απλό γύρισμα του σταθμισμένου τροχού αποφέρει ένα άτομο το οποίο θα λειτουργήσει ως γονέας για την αναπαραγωγή κάποιου παιδιού.. Με αυτό τον τρόπο, τα άτομα με καλύτερη ποιότητα έχουν υψηλότερο αριθμό απογόνων στην νέα γενεά. Από τη στιγμή που κάποιο άτομο επιλέγεται για αναπαραγωγή, δημιουργείται ένα ακριβές αντίγραφο του. Τότε το άτομο αυτό εισάγεται σε ένα κοινόχρηστο συνδυαστικό χώρο, έναν πειραματικό νέο πληθυσμό για περαιτέρω δράση γενετικών λειτουργιών.

Μετά την επιλογή, μία απλή διασταύρωση μπορεί να προχωρήσει σε δύο βήματα. Πρώτον, μέλη των ατόμων στον κοινό συνδυαστικό χώρο, συνταιριάζονται στην τύχη. Δεύτερον, κάθε ζευγάρι ατόμων υφίσταται μία διασταύρωση ως εξής: επιλέγεται ομοιόμορφα μία ακέραιη θέση k κατά μήκος της σειράς, μέσα στο πεδίο $[1, l - 1]$ (όπου l το μήκος της σειράς) με τυχαίο τρόπο. Δύο νέες σειρές δημιουργούνται ανταλλάσσοντας όλους τους χαρακτήρες μεταξύ των θέσεων $k + 1$ και l συνολικά. Για παράδειγμα, σκεφθείτε τις σειρές A1 και A2 από τον αρχικό πληθυσμό του παραδείγματός μας.

$$A1 = 0110|1$$

$$A2 = 1100|0$$

Ας υποθέσουμε ότι επιλέγουμε έναν τυχαίο αριθμό, $k = 4$ (όπως υποδεικνύεται από το διαχωριστικό σύμβολο |). Η διασταύρωση στην οποία καταλήγουμε, αποφέρει δύο νέες σειρές όπου η ένδειξη (') σημαίνει ότι οι σειρές είναι μέρη της νέας γενιάς:

$$A'1 = 01100$$

$$A'2 = 11001$$

Η μηχανική της αναπαραγωγής και της διασταύρωσης είναι εκπληκτικά απλή, συμπεριλαμβάνοντας τυχαίους αριθμούς γενεών, αντίγραφα ατόμων/συμβολοσειρών, και κάποιες ανταλλαγές τμημάτων ατόμων. Παρ' όλα αυτά, η συνδυασμένη έμφαση της αναπαραγωγής και η δομημένη, αν και τυχαία δημιουργημένη, ανταλλαγή πληροφοριών της διασταύρωσης, δίνουν στους ΓΑ ένα μεγάλο μέρος από τη δύναμή τους. Με αυτό τον τρόπο, η δράση της διασταύρωσης με την προηγούμενη επιλογή κάνει υποθέσεις πάνω σε νέες ιδέες, που φτιάχνονται από τα -υψηλής απόδοσης- δομικά σύνολα (έννοιες, αντιλήψεις) των παρελθόντων δοκιμών.

Η επιλογή και η διασταύρωση συνδυάζουν στην αναζήτηση, την παροχή ενδεχόμενων νέων ιδεών. Αυτή η εμπειρία έμφασης και διασταύρωσης είναι ανάλογη της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης που, πολλοί από εμάς, έχουμε παρατηρήσει σε μία επιστημονική διάλεξη, για παράδειγμα, όπου συγκεντρώνονται διάφοροι ειδικοί από όλο τον κόσμο με σκοπό να συζητήσουν πάνω στη νέα τεχνολογία. Μετά τη ενότητα των ομιλιών, μαζεύονται όλοι και κατά ομάδες ανταλλάσσουν ιδέες, σκέψεις και αντιλήψεις σχετικά με τις εμπειρίες τους στο επιστημονικό πεδίο του ενδιαφέροντός τους. Μάλιστα, οι πιο γνωστοί ειδικοί απαιτούν να ανταλλάσσουν περισσότερες ιδέες, σε μεγαλύτερο βαθμό από τους λιγότερο γνωστούς συναδέλφους τους (παράλληλιστα τους με τις πιο αποδοτικές σειρές δεδομένων ενός πληθυσμού και θα διαπιστώσετε την ύπαρξη της ομοιότητας). Η διαδικασία επιλογής και διασταύρωσης σε ένα ΓΑ, είναι μία τέτοιου είδους ανταλλαγή. Υψηλής απόδοσης έννοιες (αντιλήψεις) ελέγχονται συνεχώς και ανταλλάσσονται για την αναζήτηση όλο και καλύτερης απόδοσης.

Αν, όμως, ο συνδυασμός αναπαραγωγής και διασταύρωσης δίνει στους ΓΑ το κύριο μέρος της διαδικαστικής τους δύναμης, τότε ποιος είναι ο σκοπός του τελεστή μετάλλαξης; Είναι αναμφισβήτητο γεγονός, η σύγχυση που υπάρχει στον πολύ κόσμο σχετικά με τον ακριβή ρόλο της μετάλλαξης στη γενετική (τόσο σε φυσικό όσο και σε τεχνητό επίπεδο). Η μετάλλαξη διαδραματίζει ένα δευτερεύοντα ρόλο στη λειτουργία των ΓΑ. Η μετάλλαξη είναι αναγκαία διότι, παρ' όλο που η αναπαραγωγή και η διασταύρωση αναζητούν αποτελεσματικά και επανασυνδυάζουν τις υπάρχουσες έννοιες, μπορεί κατά περίπτωση να εμφανίσουν υπερβάλλοντα ζήλο και να χάσουν κάποιο, ενδεχόμενα, χρήσιμο γενετικό υλικό (μονάδες ή μηδενικά σε συγκεκριμένες τοποθεσίες). Στα τεχνητά γενετικά συστήματα, ο τελεστής μετάλλαξης προφυλάσσει από τέτοιες ανεπανόρθωτες απώλειες λειτουργώντας ως μία πολιτική ασφαλείας απέναντι σε σημαντικά δεδομένα. Στον απλό ΓΑ η μετάλλαξη εκφράζεται, ως μία περιστασιακή (και με μικρή πιθανότητα) τυχαία μετατροπή της τιμής μιας θέσης, σε κάποια συμβολοσειρά/άτομο. Στη δυαδική κωδικοποίηση του προβλήματος του μαύρου κουτιού, αυτό μεταφράζεται σε αλλαγή μίας μονάδας σε μηδέν, και αντίστροφα.

Σχετικά με το γεγονός ότι ο τελεστής μετάλλαξης παίζει ένα δευτερεύοντα ρόλο στο ΓΑ, απλά σημειώνουμε ότι η συχνότητα της μετάλλαξης για να αποκτήσουμε καλά αποτελέσματα στις εμπειρικές μελέτες ΓΑ είναι του επιπέδου μίας μετάλλαξης ανά χίλια bit (θέσεις). Οι τιμές μετάλλαξης είναι συνήθως μικρότερες σε φυσικούς πληθυσμούς, οδηγώντας μας στο συμπέρασμα ότι η μετάλλαξη αντιμετωπίζεται σαν ένας δευτερεύον μηχανισμός της προσαρμογής του ΓΑ.

Υπάρχουν κι άλλοι γενετικοί τελεστές και αναπαραγωγικά σχέδια τα οποία έχουν εξαχθεί από τη μελέτη των βιολογικών παραδειγμάτων. Πάντως, οι τρεις μηχανισμοί που εξετάστηκαν σε αυτήν την ενότητα (επιλογή, απλή διασταύρωση, μετάλλαξη) αποδείχθηκαν ότι είναι εξίσου απλοί υπολογιστικά και αποτελεσματικοί στην αντιμετώπιση ενός μεγάλου αριθμού από σημαντικά προβλήματα βελτιστοποίησης.

4.1.2. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι σε Δράση - Μία Προσομοίωση με το Χέρι

Ας εφαρμόσουμε τον απλό ΓΑ σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα βελτιστοποίησης, βήμα προς βήμα. Έστω το πρόβλημα μεγιστοποίησης της συνάρτησης $f(x) = x^2$, όπου το x επιτρέπεται να παίρνει τιμές μεταξύ 0 και 31. Για να χρησιμοποιήσουμε το ΓΑ πρέπει πρώτα να κωδικοποιήσουμε τις παραμέτρους του προβλήματός μας ως μία βέλτιστου μήκους δυαδική συμβολοσειρά. Στο δεδομένο πρόβλημα θα κωδικοποιήσουμε τη μεταβλητή x ως ένα δυαδικό μη-προσημασμένο ακέραιο, μήκους 5.

Με έναν δυαδικό μη-προσημασμένο ακέραιο των 5 bits, είμαστε σε θέση να παραστήσουμε αριθμούς μεταξύ του 0 (00000) και του 31 (11111). Με μία καλά ορισμένη συνάρτηση ποιότητας και την κατάλληλη κωδικοποίηση, προσομοιώνουμε μία μοναδική γενεά ενός ΓΑ με επιλογή, διασταύρωση και μετάλλαξη.

Για να ξεκινήσουμε, επιλέγουμε έναν αρχικό πληθυσμό στην τύχη. Επιλέγουμε ένα πληθυσμό μεγέθους 4 ρίχνοντας ένα νόμισμα 20 φορές (όπως στο παράδειγμα του μαύρου κουτιού). Μελετώντας τον πληθυσμό στην αριστερή πλευρά του Πίνακα 4.2, παρατηρούμε ότι οι τιμές των αποκωδικοποιημένων x παρουσιάζονται μαζί με την ποιότητα ή τις τιμές της συνάρτησης ποιότητας $f(x)$. Για να βεβαιωθούμε ότι γνωρίζουμε πως οι τιμές ποιότητας $f(x)$ υπολογίζονται από την αναπαράσταση των ατόμων, ας ρίξουμε μια ματιά στο 3ο άτομο του αρχικού πληθυσμού, δηλαδή τη δυαδική συμβολοσειρά 01000. Αποκωδικοποιώντας αυτή το άτομο σε ένα δυαδικό, μη προσημασμένο ακέραιο αριθμό, σημειώνουμε ότι υπάρχει ένας και μοναδικός άσσος στην τέταρτη θέση, όπου ισχύει $2^3 = 8$. Για το λόγο αυτό, για τη σειρά 01000 λαμβάνουμε $x = 8$. Για να εφαρμόσουμε την συνάρτηση ποιότητας απλώς τετραγωνίζουμε την τιμή του x και λαμβάνουμε το αποτέλεσμα της τιμής ποιότητας του ατόμου $f(x) = 64$. Παρόμοια λαμβάνονται και άλλα x και $f(x)$.

Πίνακας 4.2. Προσομοίωση Γενετικού Αλγόριθμου

Νούμερο Σειράς	Αρχικός Πληθυσμός (Τυχαία Δημιουργημένος)	Τιμή του x (Μη Προσημασμένος Ακέραιος)	$f(x) = x^2$	$pselect_i$ $f_i / \sum f$	Αναμενόμενη Μέτρηση $f_i / \sim f$	Πραγματική Μέτρηση (από τον τροχό της ρουλέτας)
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
Άθροισμα:			1170	1.00	4.00	4.0
Μέσος:			<u>293</u>	0.25	1.00	1.0
Μέγιστο:			<u>576</u>	0.49	1.97	2.0

Αν συγκρίνουμε τους Πίνακες 4.1 και 4.2 θα παρατηρήσουμε ότι οι τιμές της συνάρτησης ποιότητας είναι ίδιες με αυτές του μαύρου κουτιού. Φυσικά δεν πρόκειται για σύμπτωση μιας και το πρόβλημα βελτιστοποίησης μαύρου κουτιού αναπαριστάται πολύ καλά από τη δεδομένη συνάρτηση, $f(x)$, και την κωδικοποίηση που τώρα χρησιμοποιούμε. Βέβαια, ο ΓΑ δεν χρειάζεται να γνωρίζει τίποτα από όλα αυτά. Είναι το ίδιο “πρόθυμος” να βελτιστοποιεί κάποια αυθαίρετη συνάρτηση διακοπών, όσο και κάποια πολυσύνθετη συνάρτηση με ευθεία δυαδική κωδικοποίηση. Η συζήτηση αυτή απλά ενισχύει ένα από τα δυνατά σημεία του ΓΑ: με την εκμετάλλευση ομοιοτήτων στις κωδικοποιήσεις, οι ΓΑ μπορούν να ασχοληθούν αποτελεσματικά με μια ευρύτερη κατηγορία συναρτήσεων σε σχέση με πολλές άλλες διαδικασίες.

Μία γενεά του ΓΑ ξεκινάει με τη διαδικασία της επιλογής. Επιλέγουμε το συνδυαστικό (κοινό) χώρο της επόμενης γενεάς με κάποιο μηχανισμό επιλογής όπως το γύρισμα του τροχού της ρουλέτας με τα ανάλογα βάρη, τέσσερις φορές. Έστω ότι η προσομοίωση αυτής της διαδικασίας χρησιμοποιώντας το στρίψιμο νομίσματος, καταλήγει το άτομο 1 και η σειρά 4 να λαμβάνουν από ένα αντίγραφο στον κοινό χώρο, η σειρά 2 να λαμβάνει 2 αντίγραφα, και η σειρά 3 να μη λαμβάνει κανένα όπως φαίνεται και στο κέντρο του Πίνακα 1.2. Συγκρίνοντας αυτά με τον αναμενόμενο αριθμό των αντιγράφων ($n \times p$ επιλεγόμενα i) έχουμε αποκομίσει ότι θα έπρεπε να αναμένουμε: οι καλύτερες λαμβάνουν περισσότερα αντίγραφα, οι μεσαίες παραμένουν ίδιες, και οι χειρότερες πεθαίνουν.

Με βάση τον παραπάνω κοινό χώρο από σειρές που ψάχνουν για τα ταίρια τους, η απλή διασταύρωση προχωράει σε δύο βήματα:

- οι σειρές συνταιριάζονται τυχαία, χρησιμοποιώντας επαναληπτικά το στρίψιμο ενός νομίσματος για να ταιριάζουν τα κατάλληλα ζευγάρια, και
- τα ζευγάρια αυτά των σειρών διασταυρώνονται χρησιμοποιώντας και πάλι το στρίψιμο του νομίσματος για να επιλέξουν τις θέσεις της διασταύρωσης.

Έχοντας πάντα σαν σημείο αναφοράς τον Πίνακα 4.2, βλέπουμε ότι η διαδικασία της τυχαίας επιλογής των ταιριών έχει επιλέξει τη δεύτερη σειρά μέσα στο συνδυαστικό χώρο να ταιριάζει με την πρώτη. Με σημείο κοπής (θέση διασταύρωσης) το σημείο 4, οι δύο σειρές 01101 και 11000 διασταυρώνονται και αποδίδουν τις νέες σειρές 01100 και 11001. Οι δύο σειρές που απομένουν μέσα στο συνδυαστικό χώρο διασταυρώνονται στη θέση 2 (οι σειρές που καταλήγουν φαίνονται στον πίνακα). Επισημαίνεται ότι η επιλογή των σημείων κοπής είναι τυχαία.

Ο τελευταίος τελεστής, η μετάλλαξη, αποδίδεται σε μία bit προς bit βάση. Υποθέτουμε ότι η πιθανότητα μετάλλαξης σε αυτόν τον έλεγχο είναι 0.001. Με 20 θέσεις ψηφίων θα έπρεπε να περιμένουμε $20 \times 0.001 = 0.02$ bits να υποστούν μετάλλαξη κατά τη διάρκεια μιας δοσμένης γενεάς. Είναι λοιπόν εύκολα αντιληπτό ότι για την προσομοίωση αυτής της διαδικασίας, δεν υποβάλλονται κάποια bits σε μετάλλαξη. Άρα σε αυτή τη γενεά δεν έχουμε καμία αλλαγή από 0 σε 1 σε κάποια θέση ψηφίου από την εφαρμογή του τελεστή μετάλλαξης.

Αφού έλαβαν χώρα οι λειτουργίες και των τριών τελεστών του ΓΑ, ο νέος πληθυσμός είναι έτοιμος για έλεγχο. Για να γίνει αυτό, αποκωδικοποιούμε τις νέες σειρές που δημιουργήθηκαν από το ΓΑ και υπολογίζουμε τις τιμές της συνάρτησης ποιότητας από τις τιμές x που αποκωδικοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα μιας μοναδικής γενεάς της προσομοίωσης παρουσιάζονται στα δεξιά του Πίνακα 4.3.

Πίνακας 4.3. Συνέχεια Προσομοίωσης Γενετικού Αλγόριθμου

Κοινός Συνδυαστικός Χώρος	Ταίρι (Τυχαία Επιλεγμένο)	Σημείο Διασταύρωσης (Τυχαία Επιλεγμένο)	Νέος Πληθυσμός	Τιμή x	$f(x) = x^2$
0 1 1 0 1	2	4	0 1 1 0 0	12	144
1 1 0 0 0	1	4	1 1 0 0 1	25	625
1 1 0 0 0	4	2	1 1 0 1 1	27	729
1 0 0 0 1	3	2	1 0 0 0 0	16	256
					1754
					<u>439</u>
					729

Το να συνάγουμε συγκεκριμένα συμπεράσματα από μία απλή δοκιμή μιας στοχαστικής διαδικασίας είναι βέβαια, στην καλύτερη περίπτωση, ένα παρακινδυνευμένο εγχείρημα. Όμως, το παράδειγμα βοηθάει να αντιληφθούμε τον τρόπο με τον οποίο οι ΓΑ συνδυάζουν τα δεδομένα της υψηλής απόδοσης για να επιτύχουν ακόμη καλύτερη απόδοση. Στον παραπάνω Πίνακα φαίνεται ότι τόσο η μέγιστη όσο και η μέση απόδοση έχουν βελτιωθεί στο νέο πληθυσμό. Η μέση ποιότητα του πληθυσμού έχει βελτιωθεί από το 293 στο 439 μέσα σε μία γενεά. Η μέγιστη ποιότητα έχει αυξηθεί από το 576 στο 729 κατά τη διάρκεια της ίδιας περιόδου. Παρόλο που οι τυχαίες διαδικασίες βοηθούν στην πρόκληση αυτών των “ευχάριστων” αποτελεσμάτων, αρχίζουμε να κατανοούμε ότι αυτή η βελτίωση δεν συμβαίνει κατά τύχη. Η καλύτερη σειρά της πρώτης γενεάς (11000) λαμβάνει δύο αντίγραφα εξαιτίας της υψηλής της απόδοσης. Όταν αυτό συνδυάζεται τυχαία με την επόμενη υψηλότερη σειρά (10011) και διασταυρώνεται στη θέση 2 (ξανά στην τύχη), μία από τις σειρές που προκύπτουν (11011) αποδεικνύεται να είναι μία, πράγματι, πολύ καλή επιλογή.

Αυτό το γεγονός είναι μία πολύ καλή επίδειξη των ιδεών και εννοιών που η αναλογία ανέπτυξε στην προηγούμενη ενότητα. Στην περίπτωση αυτή, η καλή ιδέα που προκύπτει είναι ο συνδυασμός των δύο παραπάνω μέσων εννοιών, δηλαδή των υποσειρών 1 1 _ _ _ και _ _ _ 1 1. Παρ’ όλο που η συζήτηση είναι ακόμα κάπως ευρετική, αρχίζουμε να κατανοούμε το πώς οι ΓΑ προκαλούν μια εύρωστη αναζήτηση. Άλλωστε καλό θα είναι να έχουμε πάντα κατά νου ότι, όσα φαίνονται μέσα από την απλή ανθρώπινη κρίση και παρατηρητικότητα (στο συγκεκριμένο παράδειγμα, είναι προφανές αλλά και εμφανές ότι σε μία δυαδική κωδικοποίηση όσο πιο πολλοί άσσοι υπάρχουν, τόσο καλύτερη, αποδοτικότερη, κλπ. είναι αυτή) δεν είναι αυτομάτως και τόσο “προφανή” στο ΓΑ, για τον απλούστατο λόγο ότι δεν διαθέτει αυτά τα “ανθρώπινα χαρακτηριστικά της σκέψης” με αποτέλεσμα να αντιλαμβάνεται διαφορετικά τα όσα προφανή συμβαίνουν στους εκάστοτε πληθυσμούς. Με άλλα λόγια, δεν “καταλαβαίνει”

ούτε “παρατηρεί” τις υπάρχουσες ομοιότητες με άλλο τρόπο, πέρα από αυτόν που η ψηφιακή του “λογική” υπαγορεύει.

Μέχρι στιγμής, έχουμε συγκρίνει το ΓΑ με δεδομένες ανθρώπινες διαδικασίες αναζήτησης, κοινώς ονομαζόμενες ως καινοτόμες ή δημιουργικές. Επιπλέον, η προσομοίωση του αλγόριθμου με το χέρι, μας έχει δώσει κάποια σιγουριά ότι πράγματι κάτι ενδιαφέρον συμβαίνει εδώ. Κι ωστόσο κάτι λείπει. Τι επεξεργάζονται οι ΓΑ και πώς γνωρίζουμε κατά πόσο αυτή η επεξεργασία θα οδηγήσει στα βέλτιστα ή κοντά στα βέλτιστα αποτελέσματα σε ένα πρόβλημα; Καθαρά επιστημονικά έχουμε ανάγκη να κατανοήσουμε το *τί* και το *πώς* της απόδοσης των ΓΑ.

Για το λόγο αυτό εξετάζουμε τα ακατέργαστα δεδομένα που διατίθενται για κάθε διαδικασία αναζήτησης και ανακαλύπτουμε ότι μπορούμε να ψάξουμε πιο αποτελεσματικά εάν εκμεταλλευτούμε σημαντικές ομοιότητες στην κωδικοποίηση που χρησιμοποιούμε. Αυτή η διαπίστωση μας οδηγεί στην ανάπτυξη της σημαντικής έννοιας ενός *περιγράμματος ομοιότητας*, ή αλλιώς *πρότυπου σχήματος*. Αυτή με τη σειρά της, μας οδηγεί στο θεμέλιο λίθο της προσέγγισης των ΓΑ που είναι η *υπόθεση των δομικών τμημάτων* (building block hypothesis).

4.2. Εξελικτικές Στρατηγικές

Οι Εξελικτικές Στρατηγικές (ΕΣ) αρχικά αναπτύχθηκαν το 1964 στο Technical University of Berlin (TUB) από τους Rechenberg και Schwefel ως μια πειραματική τεχνική βελτιστοποίησης. Οι πρώτες εφαρμογές είχαν σχέση με προβλήματα βελτιστοποίησης παραμέτρων όπως προβλήματα υδροδυναμικής (σχεδίαση της καμπής εύκαμπτων σωλήνων οι οποίοι διαρρέονται από κάποιο αέριο, έτσι ώστε να είναι ελάχιστη η απώλεια ενέργειας). Αυτή η πρώτη έκδοση δουλεύει χρησιμοποιώντας μόνο δύο άτομα (*δυμελής ΕΣ* - *two membered ES*), δηλαδή ένα γονέα και έναν απόγονο ανά γενιά. Ο απόγονος δημιουργείται εφαρμόζοντας διωνυμικές κατανομές (με αναμενόμενη τιμή μηδέν και διασπορά σ^2) στον γονέα και είτε ο απόγονος γίνεται ο γονέας της επόμενης γενιάς (εάν είναι καλύτερος του γονέα), είτε ο γονέας “επιβιώνει”. Πιο συγκεκριμένα, οι ΕΣ δουλεύουν με πίνακες πραγματικών δυναυσμάτων $\vec{x} \in \mathcal{R}^n$. Στην περίπτωση των δυμελών ΕΣ ένα άτομο δημιουργείται από ένα μόνο γονέα μέσω της πρόσθεσης κανονικά κατανεμημένων τυχαίων δυναυσμάτων με αναμενόμενη τιμή μηδέν και τυπική απόκλιση σ (το ίδιο σ χρησιμοποιείται για όλα τα στοιχεία του δυναύσματος. Το άτομο με την καλύτερη ποιότητα χρησιμοποιείται ως γονέας για την επόμενη γενιά. Αυτός ο αλγόριθμος ονομάζεται (1+1)-ES, δείχνοντας ότι επιλέγεται το καλύτερο άτομο προς επιβίωση, από ένα γονέα και ένα απόγονο. Η εξελικτική στρατηγική (1+1)-ES σύντομα χρησιμοποιήθηκε και για συνεχείς μεταβλητές (με κανονικές κατανομές), οι οποίες αποτελούν και το κυρίως μέρος των εφαρμογών σήμερα.

Για αυτό τον αλγόριθμο ο Rechenberg (1973) ανέπτυξε μία θεωρία ταχύτητας σύγκλισης για την (1+1)-ES και αποκόμισε ένα κανόνα αιτιοκρατικής προσαρμογής της τυπικής απόκλισης των μεταλλάξεων σύμφωνα με την μετρηθείσα συχνότητα επιτυχίας των μεταλλάξεων. Ο

Rechenberg υπολόγισε τον ρυθμό σύγκλισης δύο συναρτήσεων ποιότητας διαφορετικών τοπολογιών, οδηγώντας σε ένα θεωρητικό κανόνα ελέγχου του μεγέθους του βήματος.

Οι δύο αυτές συναρτήσεις ήταν:

- η συνάρτηση γραμμικού διαδρόμου (linear corridor) πλάτους b

$$f_1(\vec{x}) = c_0 + c_1 x_1 \quad \text{όπου } \forall i \in \{2, \dots, n\}: -b/2 \leq x_i \leq b/2$$

- το μοντέλο σφαίρας (sphere model)

$$f_2(\vec{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

Και για τις δύο συναρτήσεις, απεκόμισε εκφράσεις του μέγιστου ρυθμού σύγκλισης φ_{max} και την βέλτιστη τιμή τυπικής απόκλισης σ_{opt} της μορφής ρ/n όπου ρ είναι μία τοπολογική παράμετρος (διάδρομος πλάτους b για την πρώτη και η πραγματική απόσταση r για την δεύτερη). Μέσα από αυτή την μελέτη κατέληξε στον παρακάτω κανόνα (**κανόνας επιτυχίας 1/5 - 1/5 success rule**) αλλαγής της τυπικής απόκλισης.

"Ο λόγος των επιτυχών μεταλλάξεων προς το συνολικό πλήθος των μεταλλάξεων πρέπει να είναι 1/5. Εάν είναι μεγαλύτερο πρέπει να αυξηθεί η τιμή της τυπικής απόκλισης, ενώ εάν είναι μικρότερο πρέπει να μειωθεί"

Ο Schwefel (1981) κάποιους λόγους για την χρήση των συντελεστών πολλαπλασιασμού 0.82 και 1/0.82 για την προσαρμογή της τυπικής απόκλισης σ , η οποία θα πρέπει να γίνεται κάθε n μεταλλάξεις. Η συχνότητα των επιτυχών μεταλλάξεων θα πρέπει να μετρείται σε διαστήματα $10n$ δοκιμών.

Ο αλγόριθμος επιτυγχάνει γραμμική σύγκλιση για το μοντέλο σφαίρας και ο κανόνας επιτυχίας 1/5 αυξάνει την αποτελεσματικότητα σε βάρος της ευρωστίας. Ο κανόνας μπορεί να οδηγήσει την (1+1)-ES σε πρόωρη σύγκλιση και τερματισμό ακόμη και στην περίπτωση των συναρτήσεων με ένα μόνο βέλτιστο (unimodal) οι οποίες έχουν πολύ απότομες κλίσεις (βαθύ απότομο αυλάκι στο χώρο αναζήτησης) ή ενεργούς περιορισμούς. Επιπλέον, χρησιμοποιείται μόνο μία τιμή τυπικής απόκλισης σ για όλες τις μεταβλητές, δηλαδή δεν είναι δυνατή κάποια ατομική προσαρμογή του σ_i ή κάποια κλιμάκωση για τις μεταβλητές x_i .

Σύντομα η ΕΣ (1+1)-ES αντικαταστάθηκε, κυρίως σε υπολογιστικές εφαρμογές, από παραλλαγές με περισσότερους από έναν γονείς ($\mu > 1$) και περισσότερους από έναν απογόνους ($\lambda > 1$) ανά γενιά. Η πρώτη **πολυμελής ΕΣ (multimembered ES)** ($\mu+1$)-ES με $\mu > 1$, ήδη εισήγαγε την έννοια του ανασυνδυασμού για τον σχηματισμό ενός απογόνου από την μείξη των χαρακτηριστικών των γονέων. Μετά την μετάλλαξη και την αξιολόγηση της ποιότητας, ο απόγονος αντικαθιστά τον γονέα με την χειρότερη ποιότητα, με την προϋπόθεση ότι αυτός έχει καλύτερη ποιότητα. Ο Rechenberg (1973) έδωσε μόνο μια περιγραφή αυτής της στρατηγικής και δεν ξεκαθάρισε πως θα μπορούσε να γίνει η μεταβολή της τιμής απόκλισης σ . Η αυτοπροσαρμογή (όπως αναπτύσσεται παρακάτω δεν λειτουργεί σε αυτή την περίπτωση και επίσης δεν είναι φανερό πως μπορεί να εφαρμοστεί ο κανόνας επιτυχίας 1/5, αφού η θεωρητική προέλευση του κανόνα ισχύει μόνο για την ΕΣ ενός γονέα. Παρόλα αυτά είναι χρήσιμο να περιγραφεί ο αλγόριθμος γιατί εισάγει ευθέως τον ανασυνδυασμό.

Ο τελεστής ανασυνδυασμού εφαρμόζεται πριν τον τελεστή μετάλλαξης για να δημιουργήσει έναν γονέα από τον συνολικό πληθυσμό. Το άτομο που προκύπτει από τον ανασυνδυασμό υφίσταται μετάλλαξη και ο απόγονος που προκύπτει αντικαθιστά το χειρότερο άτομο του πληθυσμού αν η ποιότητά του είναι τουλάχιστον τόσο καλή όσο του χειρότερου ατόμου του πληθυσμού (εξάλειψη του χειρότερου - elimination of the worst). Αυτό το είδος της μεθόδου επιλογής το οποίο αντικαθιστά (το πολύ) ένα άτομο για κάθε επανάληψη του εξελικτικού βρόχου (εξάλειψη του χειρότερου **αντί** της επιβίωσης του ισχυρότερου) ονομάζεται **επιλογή σταθερής κατάστασης** (*steady-state selection*) στον χώρο των ΓΑ

Αν και η ΕΣ $(\mu+1)$ -ES δεν χρησιμοποιήθηκε ευρέως περιείχε την ιδέα της μετάβασης στην πιο σύγχρονη και ευρέως χρησιμοποιούμενη μορφή των ΕΣ, την ονομαζόμενη (μ^+, λ) -ES.

Τα μειονεκτήματα του κανόνα επιτυχίας $1/5$ για τον έλεγχο του μεγέθους του βήματος σ της απλής ΕΣ προκάλεσε τον Schwefel (1977) να ψάξει για μία πιο εύρωστη και γενική μέθοδο προσαρμογής των παραμέτρων μετάλλαξης του αλγόριθμου. Και εδώ η λύση βρέθηκε μελετώντας το φυσικό μοντέλο εξέλιξης όπου ο ίδιος ο γονότυπος ενσωματώνει μηχανισμούς ελέγχου της μετάλλαξης του (μέσω τμημάτων του γονότυπου τα οποία κωδικοποιούν ένζυμα διόρθωσης). Μεταφέροντας την ιδέα αυτή στις ΕΣ σημαίνει ότι η τυπική απόκλιση της μετάλλαξης γίνεται μέρος του ατόμου και εξελίσσεται μέσω μετάλλαξης και ανασυνδυασμού όπως και οι άλλες μεταβλητές. Οι πολυμελείς παραλλαγές $(\mu+\lambda)$ -ES και (μ, λ) -ES ενσωματώνουν την ιδέα του πληθυσμού (επομένως και την ιδέα του ανασυνδυασμού) όπως επίσης και την ιδέα της **αυτο-προσαρμογής** (*self-adaptation*) των παραμέτρων της ΕΣ. Η σημειογραφία $(\mu+\lambda)$ -ES σημαίνει ότι μ γονείς οι οποίοι δημιουργούν $\lambda \geq 1$ απογόνους μέσω ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Τα μ καλύτερα άτομα από τον συνολικό πληθυσμό των μ γονέων και λ απογόνων επιλέγονται για να σχηματίσουν την επόμενη γενιά. Για την (μ, λ) -ES με $\lambda > \mu$, επιλέγονται για την επόμενη γενιά οι μ καλύτεροι απόγονοι από το σύνολο των λ απογόνων.

Στην ΕΣ (μ, λ) -ES υπάρχει η πιθανότητα να χαθεί η μέχρι τώρα (την τρέχουσα γενιά) καλύτερη λύση. Αν και με την πρώτη ματιά αυτό φαίνεται ανόητο, αυτό δίνει την δυνατότητα στην (μ, λ) -ES να διαφύγει από τοπικά ελάχιστα, να ακολουθήσει ένα μετακινούμενο βέλτιστο σημείο, να διαχειριστεί θορυβώδεις συναρτήσεις ποιότητας και να αυτο-προσαρμόσει επιτυχώς τις παραμέτρους της ΕΣ.

Όσον αφορά τον ρυθμό σύγκλισης, μελετήθηκε θεωρητικά χωρίς ανασυνδυασμό, (δηλαδή η $(1, \lambda)$ -ES) για τις συναρτήσεις διαδρόμου και σφαίρας και προτάθηκε ο βέλτιστος λόγος $\mu/\lambda \approx 1/5$ για την επιτυχία μέγιστου ρυθμού σύγκλισης (Schwefel 1981).

Ένα άτομο αναπαριστάται ως ένα διάνυσμα $a = (x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n) \in \mathcal{R}^n$, το οποίο αποτελείται από n μεταβλητές και τις αντίστοιχες n τιμές απόκλισης για την μετάλλαξη. Κάθε μίας μεταβλητής. Για την μετάλλαξη κάθε x_i μεταλλάσσεται με την πρόσθεση ενός τυχαίου αριθμού ο οποίος προκύπτει από μία κανονική κατανομή $(0, \sigma_i)$. Οι τιμές τυπικής απόκλισης σ_i υπόκεινται επίσης σε μετάλλαξη και ανασυνδυασμό και ένα πλήρες βήμα μετάλλαξης $m(x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n) = (x'_1, \dots, x'_n, \sigma'_1, \dots, \sigma'_n)$ τυποποιείται ως εξής:

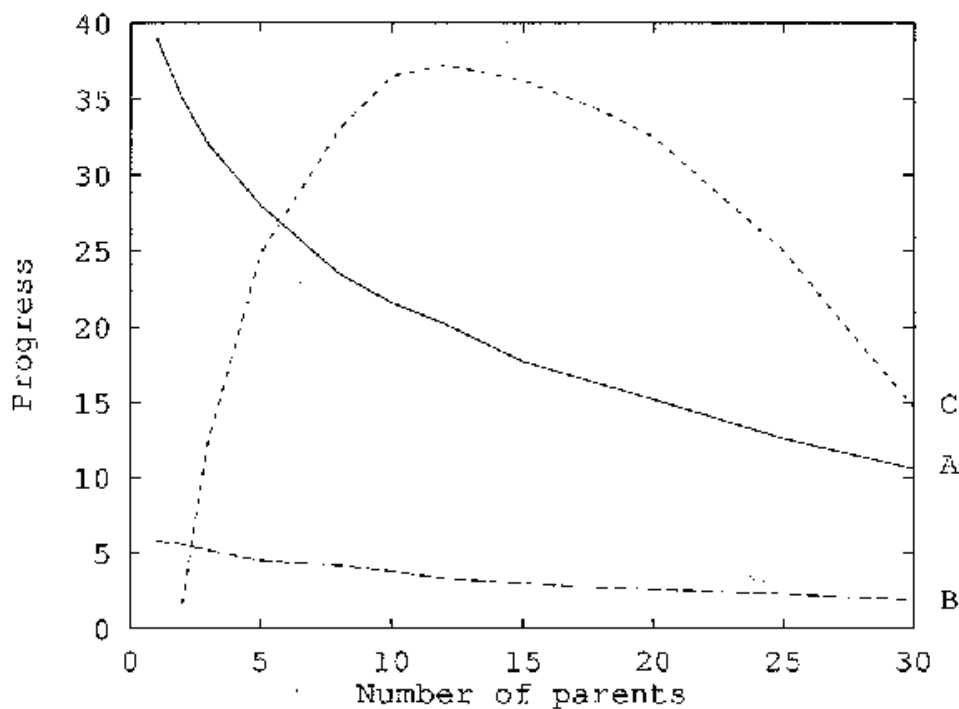
$$s = \exp(N(0,\tau))$$

$$\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(N_i(0,\tau')) \cdot s$$

$$x'_i = x_i + N_i(0, \sigma'_i) \cdot s$$

Η μετάλλαξη επιδρά στα σ_i με τον πολλαπλασιασμό δύο κανονικά λογαριθμικά κανονικοποιημένων συντελεστών. Ο ένας συντελεστής προσαρμόζεται για κάθε σ_i ($\tau' = 1/\sqrt{2\sqrt{n}}$), ενώ ο άλλος είναι ένας κοινός παράγοντας s ($\tau = 1/\sqrt{2n}$) ο οποίος προσαρμόζεται μία φορά για κάθε άτομο. Με αυτό τον τρόπο, ο ίδιος ο αλγόριθμος μπορεί να μάθει την κλιμάκωση των μεταλλάξεων χωρίς εξωγενή έλεγχο των τιμών απόκλισης σ_i .

Παράδειγμα: Η συνάρτηση $f_3(\bar{x}) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^2$ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο της αυτο-προσαρμογής των τιμών της τυπικής απόκλισης, αφού οι βέλτιστες τιμές τυπικής απόκλισης σ_i είναι όλες διαφορετικές και μπορούν να υπολογιστούν προκαταβολικά ($\sigma_i = c/\sqrt{i}$), επιτρέποντας την σύγκριση της αυτο-προσαρμογής με προκαθορισμένες τιμές των σ_i . Ως μέτρο προόδου χρησιμοποιείται η έκφραση $\log\sqrt{f^t/f^0}$, όπου το f^t δηλώνει την καλύτερη τιμή ποιότητας κατά την γενιά t . Για την ΕΣ ($\mu, 100$)-ES το σχήμα 4.4 δείχνει την πρόοδο που επιτυγχάνεται με διαφορετικές στρατηγικές, ανάλογα με την πίεση επιλογής, δηλ με την ρύθμιση του μ .



Σχήμα 4.4. Σύγκριση ρυθμών σύγκλισης

Η καμπύλη A δείχνει την συμπεριφορά μιας στρατηγικής χωρίς αυτο-προσαρμογή, δηλαδή με σταθερές τιμές απόκλισης σ_i , έτσι ώστε να χρειάζεται μόνο ένα κοινό βήμα μεταβολής. Σε αυτή την περίπτωση μία (1,100)-ES στρατηγική εκπληρώνει τον στόχο της βέλτιστης απόδοσης. Η καμπύλη B σε μη βέλτιστες τιμές σ_i , ή αλλιώς ολοίδιες συνθήκες. Η καμπύλη C, δείχνει τον ρυθμό σύγκλισης όταν επιτρέπεται η αυτο-προσαρμογή των σ_i και ο ανασυνδυασμός. Εδώ η

πρόδος μιας (15,100)-ES στρατηγικής είναι πολύ κοντά στην καλύτερη παραλλαγή της (1,100)-ES στρατηγικής A και είναι πολύ καλύτερη από μία (15,100)-ES στρατηγική με προκαθορισμένες σχέσεις σ_i . Αυτό είναι ένα κτυπητό παράδειγμα της *συνεργατικής επίδρασης* (*synergetic effect*), όπου 15 μη τέλεια άτομα αποδίδουν συλλογικά καλύτερα από τον ίδιο αριθμό ειδικευμένων κλώνων.

Στις ΕΣ με $\mu > 1$, ο ανασυνδυασμός γίνεται πάντα στον συνολικό πληθυσμό. Οι κοινώς αποδεκτοί μηχανισμοί ανασυνδυασμού είναι ο *διακριτός* (*discrete*) και ο *ενδιάμεσος* (*intermediate*) ανασυνδυασμός. Στον διακριτό ανασυνδυασμό, επιλέγονται τυχαία τμήματα δύο γονέων, είτε από τον ένα είτε από τον άλλο, για να σχηματίσουν ένα απογόνο, ενώ στον ενδιάμεσο ανασυνδυασμό τα τμήματα των απογόνων έχουν τιμές κάπου μεταξύ των αντίστοιχων τιμών των τμημάτων των δύο γονέων. Και οι δύο μορφές ανασυνδυασμού μπορούν να επεκταθούν στην καθολική (global) τους μορφή όπου γίνεται επιλογή ενός σταθερού γονέα ενώ για τον δεύτερο γονέα επιλέγεται άλλος για κάθε τμήμα του απογόνου που δημιουργείται. Τα πρώτα ερευνητικά αποτελέσματα έδωσαν καλύτερη απόδοση στην χρήση διακριτού ανασυνδυασμού για τις μεταβλητές και ενδιάμεσου ανασυνδυασμού για τις παραμέτρους της ΕΣ.

4.3. Εξελικτικός Προγραμματισμός

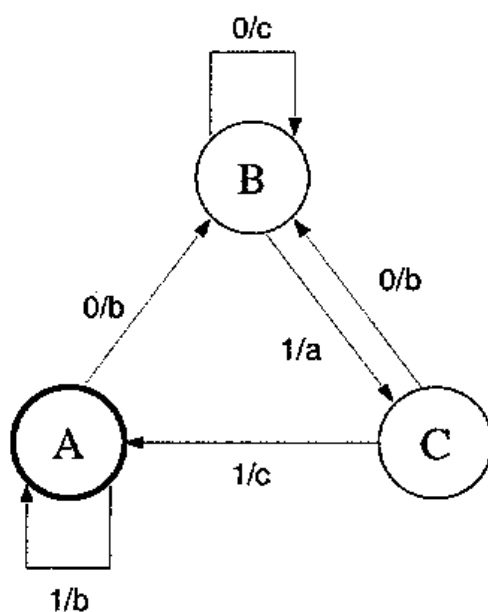
Οι ΓΑ και οι ΕΣ αποτελούν τις δύο πιο συχνά χρησιμοποιούμενες και καλύτερα κατανοημένες μεθοδολογίες. Ο Εξελικτικός Προγραμματισμός (ΕΠ) είναι η πιο σπάνια χρησιμοποιούμενη μεθοδολογία μεταξύ των τριών βασικών μεθοδολογιών Εξελικτικών Αλγόριθμων.

Ο ΕΠ αναπτύχθηκε από τους Fogel, Owens και Walsh (1966). Παραδοσιακά χρησιμοποιεί αναπαραστάσεις προσαρμοσμένες στο πρόβλημα. Για παράδειγμα, σε προβλήματα βελτιστοποίησης πραγματικών αριθμών, τα άτομα είναι διανύσματα πραγματικών αριθμών, ενώ για το πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή (travelling salesperson problem) χρησιμοποιούνται διατεταγμένες λίστες και για εφαρμογές μηχανών πεπερασμένων καταστάσεων χρησιμοποιούνται γράφοι.

Ο ΕΠ συχνά χρησιμοποιείται ως μέσο βελτιστοποίησης, αν και από την αρχική δημιουργία του δημιουργήθηκε με στόχο την επιτυχία ευφυούς συμπεριφοράς μέσω της προσομοίωσης της φυσικής εξέλιξης. Ο D. Fogel ορίζει την νοημοσύνη ως την *ικανότητα ενός συστήματος να προσαρμόσει την συμπεριφορά του για να πετύχει τους στόχους του σε διάφορα περιβάλλοντα*, διευκρινίζοντας πως μπορεί να επιτευχθεί αυτό χρησιμοποιώντας σαν βάση την προσομοίωση της φυσικής εξέλιξης. Ενώ η αρχική μορφή του ΕΠ προτάθηκε για να λειτουργεί σε μηχανές πεπερασμένων καταστάσεων και τις αντίστοιχες διακριτές αναπαραστάσεις, οι περισσότερες εφαρμογές του ΕΠ αναφέρονται σε προβλήματα βελτιστοποίησης συνεχών μεταβλητών.

Στο σχήμα 4.5 παριστάνεται ένα απλό παράδειγμα μιας μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων με τρεις διαφορετικές καταστάσεις $S = \{A, B, C\}$, αλφάβητο εισόδου $I = \{0, 1\}$ και αλφάβητο εξόδου $O = \{a, b, c\}$. Ένα βέλος μεταξύ δύο καταστάσεων δηλώνει την μετάβαση από μία κατάσταση σε άλλη. Η συνάρτηση μετάβασης $\delta : S \times I \rightarrow S \times O$ καθορίζεται από τις

επιγραφές των βελών της μορφής i/o μεταξύ των καταστάσεων s_i, s_j , οι οποίες σημαίνουν ότι εάν η μηχανή είναι στην κατάσταση s_i και δεχθεί είσοδο $i \in I$, η μηχανή φτάνει στην κατάσταση s_j και παράγει μία έξοδο $o \in O$. Αρχικά η μηχανή βρίσκεται σε μία συγκεκριμένη κατάσταση $s_0 \in S$, ($s_0 = A$ στο παράδειγμα του σχήματος 4.5). Με αυτό τον μηχανισμό, η μηχανή πεπερασμένων καταστάσεων μετασχηματίζει μία ροή συμβόλων εισόδου (τα οποία ερμηνεύονται ως το περιβάλλον της μηχανής) σε μία ροή συμβόλων εξόδου. Έτσι, η απόδοση μιας μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων σε σχέση με το περιβάλλον της, μπορεί να μετρηθεί με βάση την ικανότητα πρόβλεψης της μηχανής, δηλ. με την σύγκριση κάθε συμβόλου της εξόδου με το επόμενο σύμβολο εισόδου και την αξιολόγηση της πρόβλεψης σύμφωνα με κάποια συνάρτηση απόδοσης.



Σχήμα 4.5. Παράδειγμα μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων με τρεις καταστάσεις

Το μοντέλο ΕΠ, όπως υλοποιήθηκε από τον Fogel, δούλεψε με πληθυσμό $\mu > 1$ ατόμων τα οποία δημιουργούν μ απογόνους μέσω μετάλλαξης του κάθε γονέα. Η μετάλλαξη υλοποιείται ως μία τυχαία αλλαγή της περιγραφής της μηχανής πεπερασμένων καταστάσεων σύμφωνα με πέντε διαφορετικές τροποποιήσεις: Αλλαγή ενός συμβόλου εξόδου, αλλαγή μιας κατάστασης μετάβασης, πρόσθεση μιας κατάστασης, διαγραφή μίας κατάστασης, ή αλλαγή της αρχικής κατάστασης. Τυπικά οι μεταλλάξεις γίνονται με ομοιόμορφη κατανομή και ο αριθμός των μεταλλάξεων για ένα απόγονο είτε είναι σταθερός είτε επιλέγεται σύμφωνα με κάποια κατανομή πιθανότητας. Μετά την αξιολόγηση των απογόνων, επιλέγονται τα μ καλύτερα άτομα από το σύνολο των γονέων και των απογόνων.

Οι γενική αρχή ενός αλγόριθμου μετάλλαξης-επιλογής, όπως ο ΕΠ, ο οποίος δεν χρησιμοποιεί ανασυνδυασμό, δέχτηκε ισχυρή κριτική από ερευνητές οι οποίοι δουλεύουν στον χώρο των ΓΑ, (Goldberg, 1989) οι οποίοι καταλείγουν ότι δεν είναι μία αρκετά ισχυρή μέθοδος. Όμως είναι καθαρό, από διάφορα εμπειρικά και θεωρητικά αποτελέσματα ότι ο ρόλος της μετάλλαξης έχει υποτιμηθεί στο χώρο των ΓΑ για περισσότερο από 30 χρόνια, ενώ έχει υπερτιμηθεί ο ρόλος του ανασυνδυασμού.

Οι σύγχρονες υλοποιήσεις του ΕΠ για βελτιστοποίηση προβλημάτων με συνεχείς παραμέτρους έχουν πολλά κοινά σημεία με τις ΕΣ, ειδικά όσον αφορά την αναπαράσταση των ατόμων, τον τελεστή μετάλλαξης, και την αυτο-προσαρμογή των παραμέτρων.

5. Θέματα κωδικοποίησης και εφαρμογής τελεστών

Οι ΕΑ διαφέρουν, όπως διαπιστώσαμε μέχρι τώρα, από τις συνηθισμένες διαδικασίες βελτιστοποίησης και αναζήτησης, κυρίως στα παρακάτω τέσσερα σημεία:

- Οι ΕΑ δουλεύουν με κάποια κωδικοποίηση των παραμέτρων, όχι τις παραμέτρους καθ'αυτές.
- Οι ΕΑ ψάχνουν έναν πληθυσμό σημείων και όχι ένα μοναδικό σημείο.
- Οι ΕΑ χρησιμοποιούν την συνάρτηση ποιότητας, όχι παράγωγους ή άλλη βοηθητική γνώση.
- Οι ΕΑ χρησιμοποιούν πιθανολογικούς μεταβατικούς κανόνες, όχι προσδιοριστικούς.

Ας δούμε τα σημεία αυτά, ένα προς ένα. Καταρχήν, οι ΕΑ απαιτούν την κωδικοποίηση του συνόλου των παραμέτρων του προβλήματος βελτιστοποίησης σύμφωνα με κάποια μέθοδο κωδικοποίησης. Ως παράδειγμα, ας σκεφθούμε το πρόβλημα βελτιστοποίησης στο οποίο επιθυμούμε να μεγιστοποιήσουμε τη συνάρτηση $f(x) = x^2$ στο ακέραιο διάστημα $[0, 31]$. Με πιο παραδοσιακές μεθόδους θα μπαίναμε στον πειρασμό να “παίζουμε” με την παράμετρο x , πειραματιζόμενοι μαζί της μέχρι να φθάσουμε στην υψηλότερη τιμή της συνάρτησης ποιότητας (ή αντικειμενικής συνάρτησης). Χρησιμοποιώντας τους ΕΑ, το πρώτο βήμα που κάνουμε στη διαδικασία βελτιστοποίησης είναι να κωδικοποιήσουμε την παράμετρο x . Σ'αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε τα θέματα τα οποία επιρεάζουν την εφαρμογή ενός ΕΑ σε κάποιο πρόβλημα.

5.1. Επιλογή και Ποιότητα

Κεντρική σε κάθε ΕΑ είναι η έννοια της **αξιολόγησης** (*evaluation*) του πληθυσμού και η απόδοση κάποιας τιμής **ποιότητας** (*fitness*) σε κάθε άτομο. Εάν υποθέσουμε, χωρίς να χάνουμε σε γενικότητα, ότι θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε την ποιότητα, τότε θέλουμε να περιορίσουμε την αναζήτηση σε περιοχές οι οποίες έχουν υψηλότερη ποιότητα (*higher fitness*). Αυτή η επικέντρωση της προσπάθειας, η οποία συχνά αναφέρεται με τον όρο **αξιοποίηση** (*exploitation*), είναι δουλειά της επιλογής. Κάθε ΕΑ αντιμετωπίζει αυτό το θέμα με διαφορετικό τρόπο.

Πριν εξετάσουμε περισσότερο τους μηχανισμούς επιλογής είναι επίσης σημαντικό να αναφέρουμε το θέμα της **κλιμάκωσης της ποιότητας** (*fitness scaling*). Υποθέστε ότι έχουμε δύο χώρους αναζήτησης. Ο πρώτος περιγράφεται από μία συνάρτηση ποιότητας πραγματικών

τιμών F . Ο δεύτερος χώρος αναζήτησης περιγράφεται από μία συνάρτηση ποιότητας G η οποία είναι ισοδύναμη με την F^p , όπου p είναι μία σταθερά. Υπάρχει μια πλήρης αντιστοιχία στις θέσεις των κορυφών (peaks) και των κοιλάδων (valleys) στους δύο χώρους αναζήτησης. Υπάρχουν μόνο υψομετρικές διαγορές. Θα έπρεπε ο ΕΑ να ψάξει τους δύο χώρους με τον ίδιο τρόπο;

Δεν υπάρχει σωστή ή λάθος απάντηση στην παραπάνω ερώτηση, αφού πραγματικά εξαρτάται από τους στόχους μας και το προς επίλυση πρόβλημα. Εάν πιστεύουμε ότι ο ΕΑ πρέπει να διερευνήσει τους δύο χώρους με τον ίδιο τρόπο, τότε η επιλογή πρέπει να βασιστεί στην σχετική κατάταξη των τιμών ποιότητας. Οι ΕΣ για παράδειγμα χρησιμοποιούν αυτή την μέθοδο. Η επιλογή των γονέων γίνεται ομοιόμορφα τυχαία χωρίς να πάρουμε υπόψη μας τις τιμές ποιότητας. Απλά κατά την επιβίωση επιλέγονται τα N καλύτερα άτομα βασιζόμενοι στην σχετική κατάταξη των τιμών ποιότητας. Αυτή η μορφή επιλογής συχνά αναφέρεται ως **επιλογή κατάταξης** (*ranking selection*), αφού παίρνουμε υπόψη μας μόνο την σχετική κατάταξη των τιμών ποιότητας των ατόμων. Η επιλογή του ΕΠ είναι παρόμοια με τις ΕΣ. Όλα τα άτομα επιλέγονται ως γονείς. Κάθε γονέας μεταλλάσσεται μία φορά δημιουργώντας N παιδιά. Ένας μηχανισμός κατάταξης (πιθανοτικός) επιλέγει τα N καλύτερα άτομα από το σύνολο των γονέων και των παιδιών. Και αυτός ο μηχανισμός επιλογής βασίζεται στην κατάταξη.

Στους ΓΑ χρησιμοποιείται η επιλογή κατάταξης σε κάποιες περιπτώσεις, αλλά οι περισσότεροι ερευνητές πιστεύουν ότι οι δύο χώροι F και G πρέπει να διερευνηθούν με διαφορετικό τρόπο. Οι παραδοσιακοί ΓΑ χρησιμοποιούν επιλογή η οποία βασίζεται στις τιμές ποιότητας και είναι ανάλογη με αυτές. Η επιλογή ενός γονέα βασίζεται στο πόσο καλή ποιότητα έχει σε σύγκριση με το μέσο όρο των τιμών ποιότητας. Για παράδειγμα, ένα άτομο με ποιότητα διπλάσια του μέσου όρου του πληθυσμού θα τείνει να δώσει διπλάσιο αριθμό παιδιών από το μέσο όρο των ατόμων του πληθυσμού. Η επιβίωση δεν βασίζεται στην ποιότητα, αφού οι γονείς αντικαθίστανται αυτόματα από τα παιδιά. Το πρόβλημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι καθώς συνεχίζεται η αναζήτηση, όλο και περισσότερα άτομα αποκτούν ποιότητα με πολύ μικρές διαφορές. Αυτό ελατώνει την δύναμη επιλογής και επιβραδύνει την πρόοδο της αναζήτησης. Αυτό το αποτέλεσμα μπορεί να αντισταθμιστεί σε κάποιο βαθμό με την χρήση μηχανισμών κλιμάκωσης της ποιότητας, οι οποίοι επιχειρούν να μεγεθύνουν τις σχετικές διαφορές των ποιοτήτων των ατόμων.

5.2. Μετάλλαξη και Προσαρμογή

Όπως αναφέρθηκε η επιλογή χρησιμοποιείται για να επικεντρώσει την αναζήτηση σε περιοχές υψηλής ποιότητας. Φυσικά αν η επιλογή ήταν ο μοναδικός τελεστής τότε ο πληθυσμός θα παρέμενε ο ίδιος. Άλλοι γενετικοί τελεστές διαταράσσουν/μεταβάλουν (perturb) τα άτομα του πληθυσμού παρέχοντας δυνατότητες διερεύνησης γειτονικών περιοχών. Αν και είναι δυνατή η χρήση ενός πλήθους τελεστών οι δύο βασικοί τελεστές είναι η μετάλλαξη και ο ανασυνδυασμός.

Η σπουδαιότητα της μετάλλαξης ποικίλει κατά πολύ στις διάφορες μεθοδολογίες των ΕΑ. Κάποιες δεν χρησιμοποιούν καθόλου μετάλλαξη (Koza, 1991). Οι ΓΑ τυπικά χρησιμοποιούν μετάλλαξη ως δευτερεύοντα γενετικό τελεστή για να διασφαλίσουν ότι κάποια συγκεκριμένη δυαδική τιμή δεν έχει χαθεί για πάντα. Χρησιμοποιώντας το απλό παράδειγμα του τρίτου κεφαλαίου, υποθέστε ότι όλα τα άτομα του πληθυσμού έχουν 4 κυλίνδρους. Τσε αυτή την περίπτωση η μετάλλαξη μπορεί να εισάγει την ύπαρξη μηχανών με 6 ή 8 κυλίνδρους. Τυπικά, αφού οι ΓΑ λειτουργούν με συμβολοσειρές δυαδικών ψηφίων, η μετάλλαξη αλλάζει ένα άσσο σε μηδέν ή αντίστροφα με πολύ μικρή πιθανότητα (πχ. 1 δυαδικό ψηφίο κάθε 1000).

Η μετάλλαξη είναι πολύ πιο σημαντική στις ΕΣ και τον ΕΠ. Αντί για ένα συνολικό ποσοστό μετάλλαξης, μπορούν να διατηρηθούν πιθανότητες μετάλλαξης για κάθε μεταβλητή κάθε ατόμου. Έτσι κάθε μεταβλητή μπορεί να έχει διαφορετική πιθανότητα μετάλλαξης. Αυτή η πιθανότητα μετάλλαξης μπορεί να κωδικοποιηθεί σε κάθε άτομο σαν επιπλέον πληροφορία και να εξελιχθεί μαζί με το άτομο. Έτσι επιτυγχάνεται η αυτο-προσαρμογή των παραμέτρων μετάλλαξης, ταυτόχρονα με την διαρεύνηση του χώρου.

5.3. Ανασυνδυασμός και Προσαρμογή

Ο ανασυνδυασμός είναι ο άλλος επικρατών γενετικός τελεστής. Ο ανασυνδυασμός συγχωνεύει μεταβλητές από δύο γονείς για να δημιουργήσει ένα απόγονο. Υπάρχει ένα πλήθος μεθόδων ανασυνδυασμού για ΕΣ οι οποίοι χρησιμοποιούν πραγματικές μεταβλητές. Είτε ανταλλάσσονται οι τιμές (όπως στο παράδειγμα της μηχανής) είτε παίρνεται ο μέσος όρος τους. Για παράδειγμα ένας γονέας με 4 κυλίνδρους μπορεί να ανασυνδυαστεί με ένα γονέα με 8 κυλίνδρους και να δημιουργήσουν ένα παιδί με 6 κυλίνδρους. Στην μεθοδολογία των ΕΣ υπάρχουν **επίσης πολυγονικές (multi-parent)** εκδόσεις αυτών των τελεστών, όπου ένα παιδί δημιουργείται με ανασυνδυασμό πολλών γονέων. Αν και στις ΕΣ δίνεται περισσότερη έμφαση στην μετάλλαξη και δεν χρησιμοποιείται προσαρμογή του τελεστή ανασυνδυασμού, θεωρείται ότι ο ανασυνδυασμός είναι βασικός για την κατάλληλη προσαρμογή των παραμέτρων της μετάλλαξης.

Η κοινότητα των ΓΑ θεωρεί τον ανασυνδυασμό ως το βασικό γενετικό τελεστή και ένα πλήθος τελεστών ανασυνδυασμού χρησιμοποιείται ευρέως. Για λόγους συντομίας θα συζητήσουμε τους πιο δημοφιλείς δηλαδή τον ανασυνδυασμό **ενός σημείου (one-point)**, τον ανασυνδυασμό **πολλών σημείων (multi-point)** και τον **ομοιόμορφο (uniform)** ανασυνδυασμό.



Σχήμα 4.6. Μορφές ανασυνδυασμού (α) ενός σημείου, (β) πολλών σημείων (γ) ομοιόμορφος

Στον ανασυνδυασμό ενός σημείου τίθεται ένα **σημείο κοπής (cutting point)** στους δύο γονείς. Έπειτα ανταλλάσσεται η πληροφορία πριν το σημείο κοπής μεταξύ των δύο γονέων. Ο

ανασυνδυασμός πολλών σημείων είναι μία γενίκευση αυτής της ιδέας εισάγοντας περισσότερα σημεία κοπής. Κατόπιν ανταλλάσσεται η πληροφορία μεταξύ ζευγών των σημείων κοπής. Ο ομοιόμορφος ανασυνδυασμός δεν χρησιμοποιεί σημεία κοπής αλλά μία συνολική μεταβλητή η οποία δίνει την πιθανότητα ανταλλαγής κάθε μεταβλητής μεταξύ των γονέων.

Παρά την έμφαση που δίνεται στον ανασυνδυασμό έχει αυξηθεί το ενδιαφέρον της κοινότητας των ΓΑ για την μετάλλαξη, μερικώς λόγω της επίδρασης των ΕΣ και του ΕΠ. Είναι σημαντικό να κατανοήσουμε ότι ο ανασυνδυασμός και η μετάλλαξη παρέχουν διαφορετικούς τρόπους διερεύνησης οι οποίες είναι κατάλληλες για διαφορετικά προβλήματα και κατ'επέκταση για διαφορετικούς χώρους αναζήτησης. Επειδή εκ των προτέρων είναι πάρα πολύ δύσκολο ή αδύνατο να αποφασισθεί ποιός είναι ο κατάλληλος τελεστής, το κλειδί για την δημιουργία εύρωστων ΕΑ είναι η χρήση προσαρμογής των γενετικών τελεστών.

5.3. Αναπαράσταση

Κάθε γενετικός τελεστής ορίζεται έχοντας στο νου μία συγκεκριμένη *αναπαράσταση* (*representation*). Οι μέθοδοι αναπαράστασης ποικίλουν μεταξύ των μεθοδολογιών των ΕΑ. Τυπικά οι ΓΑ χρησιμοποιούν δυαδικές συμβολοσειρές (bit strings). Αυτή η αναπαράσταση κάνει τους ΓΑ πιο ανεξάρτητους από το πρόβλημα, αφού μετά τον ορισμό της κατάλληλης κωδικοποίησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι κλασικές μορφές των τελεστών ανασυνδυασμού και μετάλλαξης σε επίπεδο δυαδικής συμβολοσειράς. Αυτή η μορφή κωδικοποίησης μπορεί να ειπωθεί ως πιο κοντά στο επίπεδο του γονότυπου. Πρόσφατα έχουν χρησιμοποιηθεί διερευνηθεί και αναπαραστάσεις στο επίπεδο του φαινότυπου, συμπεριλαμβάνοντας διανύσματα πραγματικών αριθμών, διατεταγμένες λίστες, νευρωνικά δίκτυα, και εκφράσεις Lisp. Για κάθε μία από αυτές τις αναπαραστάσεις έχουν δημιουργηθεί ειδικοί τελεστές ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Οι κοινότητες των ΕΣ και του ΕΠ εστιάζουν σε αναπαραστάσεις διανυσμάτων πραγματικών αριθμών, αν και ο Επ χρησιμοποιεί επίσης και αναπαράσταση διατεταγμένων λιστών και μηχανών πεπερασμένων καταστάσεων ανάλογα με το είδος του προβλήματος.

Αν και πειραματικά έχει γίνει αρκετή έρευνα, θεωρητικά έχει γίνει πολύ λίγη δουλιά η οποία να βοηθά στην επιλογή της κατάλληλης αναπαράστασης. Επίσης πολύ λίγη έρευνα έχει γίνει στην κατεύθυνση της προσαρμογής της αναπαράστασης.

5. Μερικά Θεωρητικά Θέματα

Ένα από τα πιο σημαντικά θέματα στους ΕΑ είναι: *Γιατί ένας ΕΑ "δουλεύει" ή "δεν δουλεύει";* Έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες να απαντηθεί αυτό το ερώτημα. Ένα τυπικό παράδειγμα αποτελεί το *θεώρημα των σχημάτων* (*schema theorem*) του Holland (Holland 1975). Αργότερα η δυσκολία των ΕΑ αντιμετωπίστηκε από αρκετούς ερευνητές μέσω των

παραπλανητικών προβλημάτων (*deceptive problems*) (Goldberg 1989). Πρόσφατα, την προσοχή των ερευνητών έχει τραβήξει η ανάλυση των δομών γειτονιάς και των χώρων λύσεων, καθώς επίσης και η χρήση της θεωρίας Markov (Markov chains).

5.1. Το Θεώρημα Προτύπων Σχημάτων

Κατά κάποια έννοια δεν ενδιαφερόμαστε πλέον για τις συμβολοσειρές, ως απλές σειρές και μόνο. Από τη στιγμή που κάποιες σημαντικές ομοιότητες μεταξύ συμβολοσειρών/ατόμων υψηλής ποιότητας μπορούν να βοηθήσουν στην καθοδήγηση της αναζήτησης, διερωτόμαστε για το πώς μια σειρά μπορεί να είναι όμοια με τις γειτονικές της. Ειδικότερα, ρωτάμε κατά ποιους τρόπους είναι μία σειρά αντιπρόσωπος για κάποιες κατηγορίες σειρών με ομοιότητες σε συγκεκριμένες θέσεις. Η δομή των προτύπων σχημάτων είναι το εργαλείο για να απαντήσουμε σε αυτά τα ερωτήματα.

Το *θεώρημα των προτύπων σχημάτων* (*schema theorem*) προτάθηκε αρχικά από τον Holland για να εξηγήσει πώς λειτουργούν οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) μέσω της διάδοσης σε ολόκληρο τον πληθυσμό όμοιων τμημάτων γενετικού κώδικα. Ένα *πρότυπο σχήμα* (*schema*) είναι ένα τμήμα γενετικού κώδικα ιδιαίτερης ομοιότητας το οποίο περιγράφει ένα υποσύνολο των συμβολοσειρών με ομοιότητες σε συγκεκριμένες θέσεις. Χωρίς να περιορίζουμε την γενίκευση, μπορούμε να υποθέσουμε ότι χρησιμοποιούμε αναπαράσταση με δυαδικές συμβολοσειρές δηλ. με την χρήση του αλφάβητου $\{0, 1\}$. Για την δημιουργία σχημάτων εισάγεται στο αλφάβητο και το *αδιάφορο* (*don't care*) σύμβολο "*". Έτσι έχουμε το αλφάβητο $\{0, 1, *\}$. Οποιαδήποτε συμβολοσειρά χρησιμοποιείται με την χρήση αυτού του αλφάβητου αποτελεί ένα πρότυπο σχήμα. Ένα πρότυπο σχήμα ταιριάζει σε κάποια συμβολοσειρά εάν κάθε 1 αντιστοιχεί σε 1, κάθε 0 αντιστοιχεί σε 0 και κάθε * αντιστοιχεί σε είτε σε 1, είτε σε 0 σε όλες τις αντίστοιχες θέσεις. Τα πρότυπα σχήματα μας επιτρέπουν να περιγράψουμε με μεγαλύτερη ακρίβεια τις ομοιότητες μεταξύ διαφορετικών συμβολοσειρών.

Σαν παράδειγμα ας σκεφθούμε τα σχήματα και τις σειρές μήκους 5. Το σχήμα *0000 ταιριάζει σε δύο σειρές, στις $\{10000, 00000\}$. Ένα άλλο παράδειγμα είναι το σχήμα *111* που περιγράφει το τετραμελές υποσύνολο $\{01110, 01111, 11110, 11111\}$. Τελευταίο και πιο περιεκτικό παράδειγμα, το σχήμα 0*1** που ταιριάζει σε οποιαδήποτε από τις οκτώ σειρές μήκους 5, οι οποίες ξεκινάνε με ένα 0 και έχουν έναν 1 στην τρίτη θέση. Όπως αρχίζετε να συνειδητοποιείτε, η ιδέα ενός σχήματος μας δίνει ένα ισχυρό και στέρεο τρόπο για να μιλάμε για τις ομοιότητες ανάμεσα σε σειρές πεπερασμένου μήκους, με βάση ένα αλφάβητο. Θα έπρεπε να δώσουμε έμφαση στο ότι το * είναι μόνο ένα μετασύμβολο. Ο ΓΑ δεν το επεξεργάζεται ρητά. Απλώς, παίζει το ρόλο ενός σημειογραφικού μηχανισμού που επιτρέπει την περιγραφή όλων των πιθανών ομοιοτήτων μεταξύ σειρών ενός συγκεκριμένου μήκους και αλφαβήτου.

Το μέτρημα του συνολικού αριθμού των πιθανών σχημάτων, είναι μία διαφωτιστική άσκηση. Στο προηγούμενο παράδειγμα, για $l=5$, σημειώνουμε ότι υπάρχουν $3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3 = 3^5 = 243$

διαφορετικά περιγράμματα ομοιομορφίας, επειδή κάθε μία από τις 5 θέσεις μπορεί να είναι 0,1 ή *. Γενικά, για αλφάβητα βαθμού k (ο αριθμός των χαρακτήρων του αλφαβήτου), υπάρχουν $(k + 1)^l$ σχήματα. Εκ πρώτης όψεως, φαίνεται ότι τα σχήματα κάνουν την αναζήτηση πιο δύσκολη. Για ένα αλφάβητο με k στοιχεία υπάρχουν μόνο(!;) k^l διαφορετικές σειρές μήκους l . Γιατί να ασχοληθούμε με τα $(k + 1)^l$ σχήματα και να διευρύνουμε το χώρο ενδιαφέροντος; Θέτοντας το θέμα διαφορετικά, το παράδειγμα μήκους 5 έχει τώρα μόνο $2^5 = 32$ διαφορετικές εναλλακτικές σειρές. Γιατί να κάνουμε τα πράγματα πιο δύσκολα λαμβάνοντας υπόψη $3^5 = 243$ σχήματα; Στην πραγματικότητα, η επιχειρηματολογία που συζητήθηκε στην προηγούμενη ενότητα κάνει πιο εύκολα τα πράγματα. Θυμάστε που ψάχναμε πάνω και κάτω στη λίστα των τεσσάρων σειρών και των τιμών ποιότητας, προσπαθώντας να σκεφθούμε τί θα κάνουμε μετά; Αναγνωρίσαμε ότι εάν μελετούσαμε τις σειρές ξεχωριστά, τότε θα είχαμε μόνο τέσσερις ανεξάρτητες πηγές πληροφορίας. Όμως όταν λάβαμε υπόψη τις σειρές, τις τιμές ποιότητάς τους, και τις ομοιότητες μεταξύ των σειρών μέσα στον πληθυσμό, αναγνωρίσαμε έναν πλούτο νέων πληροφοριών που βοηθούν στην κατεύθυνση της αναζήτησής μας. Πόσες πληροφορίες αποκτούμε μελετώντας τις ομοιότητες; Η απάντηση στο ερώτημα αυτό σχετίζεται με τον αριθμό των μοναδικών σχημάτων που περιλαμβάνονται στον πληθυσμό. Για να μετρηθεί αυτή η ποσότητα με ακρίβεια, απαιτούνται γνώσεις των σειρών μέσα σε κάποιο πληθυσμό. Μπορούμε να θέσουμε ένα όριο στον αριθμό των σχημάτων μέσα σε ένα συγκεκριμένο πληθυσμό, μετρώντας πρώτα τον αριθμό των σχημάτων που περιέχονται σε μία μοναδική σειρά, και μετά υπολογίζοντας ένα άνω όριο πάνω στο συνολικό αριθμό των σχημάτων μέσα στον πληθυσμό.

Για να γίνει αυτό πρακτικά αντιληπτό, ας εξετάσουμε, για παράδειγμα, τη σειρά 11111, η οποία είναι μέλος 2^5 σχημάτων μιας και κάθε θέση μπορεί να πάρει την πραγματική της τιμή, ή ένα αδιάφορο σύμβολο. Γενικότερα, κάθε σειρά περιέχει 2^l σχήματα. Αποτέλεσμα αυτού είναι ένας πληθυσμός μεγέθους n να περιλαμβάνει μεταξύ 2^l και $n \cdot 2^l$ σχήματα, ανάλογα με την ποικιλία του. Αυτό το γεγονός πιστοποιεί την προηγούμενη διαίσθησή μας. Το αρχικό κίνητρο για να μελετήσουμε τις σημαντικές ομοιομορφίες, ήταν η λήψη περισσότερων πληροφοριών που θα μας βοηθούσαν να καθοδηγήσουμε την αναζήτησή μας. Το επίμαχο θέμα της απαρίθμησης αποδεικνύει ότι, ακόμα και σε μέτριου μεγέθους πληθυσμούς, περιέχεται ένας πλούτος πληροφοριών σχετικά με σημαντικές ομοιότητες. Θα εξετάσουμε τον τρόπο με τον οποίο οι ΓΑ εκμεταλλεύονται αποδοτικά αυτές τις πληροφορίες. Σε αυτό το κρίσιμο σημείο, φαίνεται να είναι αναγκαία κάποια παράλληλη επεξεργασία, αν πρόκειται να κάνουμε χρήση όλων αυτών των πληροφοριών με μία χρονική μέθοδο.

Από τα 2^l έως $n \cdot 2^l$ σχήματα, πόσα είναι πραγματικά επεξεργάσιμα από το ΓΑ, κατά ένα χρήσιμο τρόπο; Το ερώτημα απαντάται αν εξετάσουμε το αποτέλεσμα της αναπαραγωγής, της διασταύρωσης και της μεταλλαγής στην ανάπτυξη ή στην παρακμή σημαντικών σχημάτων από γενεά σε γενεά. Το αποτέλεσμα της αναπαραγωγής σε κάποιο σχήμα είναι εύκολο να προσδιοριστεί. Εφόσον οι καλύτερα προσαρμοσμένες σειρές έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες επιλογής, έχουμε έναν κατά μέσο όρο αυξημένο αριθμό δειγμάτων στα παρατηρημένα υποδείγματα της καλύτερης ομοιομορφίας. Πάντως, η αναπαραγωγή από μόνη της δεν είναι αρκετή για τη διερεύνηση νέων στοιχείων στο χώρο αναζήτησης. Τότε τί συμβαίνει σε κάποιο

σχήμα όταν εισάγεται η έννοια της διασταύρωσης; Όταν η διασταύρωση δεν τέμνει ένα σχήμα, τότε δεν επιφέρει καμία αλλαγή. Αν όμως η τομή γίνει μέσα στο σχήμα τότε μπορεί να το αποδιοργανώσει. Σκεφθείτε για παράδειγμα, τα δύο σχήματα $1***0$ και $**11*$. Το πρώτο είναι πιθανό να αποδιοργανωθεί από τη διασταύρωση, ενώ το δεύτερο είναι σχετικά απίθανο να καταστραφεί. Αποτέλεσμα αυτού είναι, τα σχήματα μικρού μήκους να μένουν ως έχουν μετά τη διασταύρωση, και να αναπαράγονται σε ένα καλό ρυθμό δειγμάτων από τον τελεστή της αναπαραγωγής. Η μεταλλαγή σε φυσιολογικούς, χαμηλούς ρυθμούς, δε διασπά ένα συγκεκριμένο σχήμα πολύ συχνά και εμείς μένουμε σε ένα εντυπωσιακό συμπέρασμα. Τα σχήματα υψηλής ποιότητας και μικρού μήκους (τα οποία ονομάζουμε *δομικά σύνολα* - building blocks) είναι πολλαπλασιασμένα γενεά προς γενεά δίνοντας εκθετικά αυξανόμενα δείγματα στα παρατηρημένα βέλτιστα. Όλο αυτό συμβαίνει παράλληλα, χωρίς κάποια ιδιαίτερη τήρηση βιβλίων ή κάποια ιδιαίτερη μνήμη ξέχωρα από εκείνη του πληθυσμού μας.

Για να εξετάσουμε τον τρόπο διάδοσης των προτύπων σχημάτων από γενιά σε γενιά, πρέπει να εισάγουμε δύο ακόμη έννοιες. Η *τάξη* (*order*) ενός πρότυπου σχήματος H , συμβολιζόμενη ως $o(H)$, είναι ο αριθμός των σταθερών θέσεων στο πρότυπο σχήμα, δηλ. ο αριθμός των συμβόλων 1 και 0, ή αλλιώς ο συνολικός αριθμός των συμβόλων μετά την αφαίρεση του αριθμού των αστερίσκων (*). Το *μήκος ορισμού* (*defining length*) ενός πρότυπου σχήματος H , συμβολιζόμενο ως $\delta(H)$, είναι η απόσταση μεταξύ της πρώτης και της τελευταίας σταθερής θέσης στο πρότυπο σχήμα. Η ανάλυση του θέματος διευκολύνεται εάν θεωρήσουμε ότι μία γενιά ενός ΓΑ αποτελείται από δύο βήματα: το πρώτο είναι η επιλογή και το δεύτερο η *διασταύρωση* (*crossover*), η οποία είναι ο ανασυνδυασμός στους ΓΑ και η μετάλλαξη.

$$\begin{array}{ccccc} & \text{επιλογή} & & \text{διασταύρωση, μετάλλαξη} & \\ \text{Τρέχον πληθυσμός} & \Rightarrow & \text{Ενδιάμεσος πληθυσμός} & \Rightarrow & \text{Νέος πληθυσμός} \end{array}$$

Το θεώρημα των προτύπων σχημάτων για ένα απλό ΓΑ με διασταύρωση (ανασυνδυασμό ενός σημείου, μετάλλαξη αντιστροφής δυαδικού ψηφίου και επιλογή με την μέθοδο της ρουλέτας δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$m(H, t+1) \geq m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \left(1 - p_c \frac{\delta(H)}{l-1} \left(1 - \frac{1}{n} m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \right) \right) (1 - p_m)^{o(H)}$$

όπου p_c είναι η πιθανότητα ανασυνδυασμού και p_m η πιθανότητα μετάλλαξης. Ο τύπος αυτός δείχνει ότι ευνοούνται πρότυπα σχήματα τα οποία έχουν μικρό μήκος ορισμού, χαμηλή τάξη και ποιότητα άνω της μέσης. Τα σχήματα αυτά αυξάνονται συνεχώς σε επόμενες γενιές. Ενώ αυτή είναι μία πολύ χρήσιμη ιδιότητα των ΓΑ, η πρακτική χρήση της είναι πολύ περιορισμένη.

5.2. Σύγκλιση των Εξελικτικών Αλγόριθμων

Η σύγκλιση των ΕΑ στο ολικό βέλτιστο μπορεί να περιγραφεί ως:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Pr ob \{X_n \in S^*\} = 1$$

$$S^* = \{X | X \in S, f_X \leq f_Y \forall Y \in S\}$$

όπου X_n είναι η λύση τη στιγμή n , f_x είναι η ποιότητα του ατόμου X , S είναι ο συνολικός χώρος αναζήτησης (λύσεων) και S^* είναι το σύνολο των ολικών βέλτιστων.

Έχει αποδειχθεί ότι η σύγκλιση σε στο ολικό βέλτιστο μπορεί να επιτευχθεί κάτω από κάποιες συνθήκες. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να διαχωριστούν σε δύο κατηγορίες. Αυτούς που χρησιμοποιούν *ελιτισμό* (*elitism*) και σε αυτές που δεν χρησιμοποιούν. Οι EA με ελιτισμό είναι αυτοί οι οποίοι πάντα αντιγράφουν το καλύτερο άτομο στην επόμενη γενιά. Η ανάλυση της σύγκλισης σε αυτή την περίπτωση έγινε με χρήση των αλυσίδων Markov.

Για μη ελιτιστικούς EA, η ανάλυση της σύγκλισης σε κάποιο ολικό βέλτιστο δεν είναι τόσο απλή. Έχει αποδειχθεί ότι ο απλός GA (επίσης ονομάζεται και κανονικός - canonical) χωρίς ελιτισμό δεν συγκλίνει σε κάποιο ολικό βέλτιστο, ανεξάρτητα από την συνάρτηση ποιότητας και τους τελεστές ανασυνδυασμού που θα χρησιμοποιηθούν. Γενικά πάντως οι μη ελιτιστικοί EA μπορούν να συγκλίνουν υπό ορισμένες συνθήκες. Ενώ η σύγκλιση είναι ένα σημαντικό θέμα των EA, έχει περιορισμένο ρόλο στην πράξη και στην σχεδίαση νέων EA. Από την πλευρά της σχεδίασης νέων EA, το ενδιαφέρον εστιάζεται στην υπολογιστική πολυπλοκότητα των EA για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα.

5.3. Υπολογιστική Πολυπλοκότητα

Η υπολογιστική πολυπλοκότητα είναι ένα πολύ σημαντικό σημείο στην ανάλυση των αλγόριθμων. Η ανάλυση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας των EA είναι δύσκολη γιατί πρέπει να γίνει για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Δεν έχει νόημα να μιλάμε για την υπολογιστική πολυπλοκότητα ενός EA χωρίς να σημειώνουμε το πρόβλημα στο οποίο εφαρμόζεται ο EA. Σε εμπειρική μελέτη του προβλήματος του περιοδεύοντος πωλητή (Fogel, 1995) με ΕΠ βρέθηκε ότι ο χρόνος εύρεσης μιας καλής λύσης αυξάνεται πολυωνυμικά με τον αριθμό των πόλεων. Αυτό είναι ένα ενδιαφέρον αποτέλεσμα, αφού είναι γνωστό ότι δεν υπάρχει για το πρόβλημα αυτό πολυωνυμικός αλγόριθμος ο οποίος εγγυάται την εύρεση κάποιας λύσης, εκτός εάν $P=NP$, πράγμα πολύ απίθανο. Η πειραματική μελέτη του Fogel, αν και χρειάζεται περαιτέρω διερεύνηση, δεν αντιβαίνει το παραπάνω θεωρητικό αποτέλεσμα αφού αυτό αναφέρεται στην χειρότερη περίπτωση πολυπλοκότητας χρόνου, ενώ τα πειραματικά αποτελέσματα αναφέρονται στην εκτίμηση της μέσης περίπτωσης πολυπλοκότητας χρόνου. Η μελέτη του Fogel δεν παρέχει εγγύηση της απόδοσης. Το θέμα του εάν οι EA παρέχουν κάποια πλεονεκτήματα σε σύγκριση με τους άλλους αλγόριθμους αντιμετώπισης του προβλήματος του περιοδεύοντος πωλητή παραμένει ανοιχτό.

6. Εφαρμογές των Εξελικτικών Αλγορίθμων.

Οι EA βρίσκουν εφαρμογή σε ένα ευρύ πεδίο επιστημών, που εκτείνεται από τα μαθηματικά και τη μηχανική, ως την ιατρική και τις πολιτικές επιστήμες. Στην υποενοότητα αυτή, θα

εξετάσουμε κάποιες σημαντικές εφαρμογές των ΕΑ ξεκινώντας από εκείνες που πρωτοεμφανίστηκαν στα πρώτα βήματά τους και φτάνοντας ως τις περισσότερο πρόσφατες, με σκοπό να παρακολουθήσουμε σε κάποιο βαθμό την εξέλιξή τους.

- *Ο Bagley και το Προσαρμοστικό Πρόγραμμα Παιγνίων.* Αυτό ήταν το πρώτο πρόγραμμα ΓΑ που δημοσιεύτηκε (το 1967) από τον Bagley, και αφορούσε την επιλογή ενός τεστ ελέγχου ικανοτήτων που απαιτούνται για να παίξει κανείς το παιχνίδι *Εξάπιονο*. Το Εξάπιονο παίζεται σε μία σκακιέρα 3×3 τετραγώνων, όπου ο κάθε αντίπαλος ξεκινάει με τρία πιόνια και προσπαθεί να φτάσει στην άλλη πλευρά. Ρυθμίζοντας το επίπεδο δυσκολίας του αντιπάλου, ο Bagley ήταν σε θέση να ελέγχει τη μη-γραμμικότητά του. Κατασκεύασε ΓΑ για να ανιχνεύσει για σύνολα παραμέτρων σε συναρτήσεις εκτίμησης παιχνιδιών και τους σύγκρινε με τους αλγόριθμους συσχέτισης. Οι αλγόριθμοί του αποδείχθηκαν “αναίσθητοι” στη μη-γραμμικότητα των παιχνιδιών και απέδιδαν καλά σε ένα φάσμα από περιβάλλοντα. Εκεί όμως που η δουλειά του Bagley προδιέγραψε τη μοντέρνα έρευνα, ήταν στον τομέα της αναπαραγωγής και της επιλογής. Ο Bagley έβλεπε την ανάγκη για κατάλληλες αναλογίες επιλογής, στην αρχή και το τέλος του τρεξίματος του ΓΑ. Εισηγήαγε, λοιπόν, ένα μηχανισμό κλιμάκωσης ποιότητας για να πετύχει δύο πράγματα:

- να μειώσει την επιλογή στα αρχικά στάδια του τρεξίματος, ώστε να εμποδίσει την κυριαρχία του πληθυσμού από ένα εξαιρετικό άτομο, και
- να αυξήσει την επιλογή σε επόμενα στάδια, ώστε να διατηρήσει τον κατάλληλο ανταγωνισμό ανάμεσα στις υψηλώς κατάλληλες και όμοιες σειρές που είναι κοντά στην πληθυσμιακή σύγκλιση.

Παρόμοιες διαδικασίες υιοθετήθηκαν από τους τωρινούς ερευνητές.

- *Ο Rosenberg και η Προσομοίωση Βιολογικών Κυττάρων.* Ο Rosenberg εργάστηκε την ίδια περίοδο με τον Bagley (1967). Επειδή η δουλειά του επικεντρώθηκε στις βιολογικές πλευρές των προσομοιώσεων, η συμβολή του στους ΕΑ πολλές φορές παραβλέπεται. Η βασική ιδέα της δουλειάς του ήταν η προσομοίωση ενός πληθυσμού από μονοκύτταρους οργανισμούς με μία απλή αλλά αυστηρή βιοχημεία, μία πορώδη (άρα διαπερατή) μεμβράνη, και κλασσική γενετική δομή (ένα γονίδιο, ένα ένζυμο). Όρισε μία σειρά πεπερασμένου-μήκους με ένα ζευγάρι από χρωμοσώματα (διπλοειδής αναπαράσταση). Στις μελέτες του, το μήκος της σειράς περιοριζόταν στα 20 γονίδια με ένα μέγιστο από 16 επιτρεπόμενες αλλήλους ανά γονίδιο. Όρισε χημικές συγκεντρώσεις x_j και προσδοκούσε αντίστοιχες συγκεντρώσεις \bar{x}_j . Ακόμη, όρισε ένα σύνολο από επιθυμητές χημικές συγκεντρώσεις ως μία *property* (ιδιότητα). Τότε εκτελούνταν συνδυασμός και επιλογή, σύμφωνα με τη συνάρτηση ακαταλληλότητας (για την *i*-οστή ιδιότητα):

$$f_i = \sum_j (x_j - \bar{x}_j)^2,$$

όπου το άθροισμα περιλαμβάνει όλα τα χημικά στην *i*-οστή ιδιότητα. Ο Rosenberg υπολόγισε το αντίστροφο των f_i ποσοτήτων και εκτέλεσε συνδυασμό και επακόλουθη

αναπαραγωγή σύμφωνα με αυτή την αντίστροφη αντικαταλληλότητα. Σε όλες τις προσομοιώσεις του λάμβανε στην πραγματικότητα υπόψη μόνο μία ιδιότητα ($i = 1$), με αποτέλεσμα να αφήσει να του ξεφύγει η ευκαιρία να εκτελέσει τον πρώτο πολυαντικειμενικό ΓΑ, κάτι όμως που αργότερα ανέλαβε να πραγματοποιήσει ο Schaffer (1984). Οι προσομοιώσεις του πάντως, ήταν η πρώτη εφαρμογή ΓΑ για την εύρεση-ρίζας. Όταν αντιμετωπίζεται κατάλληλα, η αναζήτηση για κύτταρα που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση αντικαταλληλότητας είναι ισοδύναμη με τη λύση της υψηλώς μη-γραμμικής εξίσωσης που αναπαρίσταται από το χρωμόσωμα και την κυτταρική βιοχημεία, για να αποκτήσει μία συγκεκριμένη ιδιότητα.

- *Ο Cavicchio και το Πρότυπο Αναγνώρισης.* Τις προσπάθειες των Bagley και Rosenberg σε εφαρμογές ΓΑ ακολούθησε το 1970 ο Cavicchio, ο οποίος τους εφάρμοσε σε δύο προβλήματα: σε ένα πρόβλημα επιλογής, και σε ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων. Με το τελευταίο δεν καταπιάστηκε απευθείας, αλλά εφάρμοσε ΓΑ στη σχεδίαση ενός συνόλου από ανιχνευτές (detectors) για ένα μηχάνημα αναγνώρισης-προτύπων, γνωστής αρχιτεκτονικής. Ο Cavicchio υιοθέτησε το αντίστοιχο σχήμα των Bledsoe και Browning (1959). Στο αρχικό του σχήμα, μία εικόνα ψηφιοποιείται σε ένα πλέγμα 25×25 , διαμορφώνοντας 625 pixels (στοιχεία εικόνας), καθένα από τα οποία είναι ένα δυαδικό pixel, ικανό να διακρίνει μεταξύ δύο αποχρώσεων, της ανοιχτής και της σκούρας (όχι γκρίζες αποχρώσεις). Ένα σύνολο από ανιχνευτές καθορισμένων χαρακτηριστικών επιλέγεται. Κάθε ανιχνευτής είναι από μόνος του ένα υποσύνολο από pixels. Κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής φάσης, παρουσιάζονται γνωστές εικόνες από επώνυμες κατηγορίες στη μηχανή αναγνώρισης, και αποθηκεύονται λίστες με καταστάσεις των ανιχνευτών που συσχετίζονται με ονόματα κατηγοριών εικόνων. Κατά τη φάση αναγνώρισης, παρουσιάζεται μία άγνωστη εικόνα στο τμήμα αναγνώρισης και υπολογίζεται ένα απλό αποτέλεσμα συνταιριάσματος. Τότε, κατασκευάζεται μία λίστα με ταξινομημένα ονόματα κατηγοριών εικόνων για την άγνωστη εικόνα. Παρ' όλο που ο μηχανισμός είναι σχετικά απλός, το σχήμα μπορεί να δουλέψει καλά μόνον όταν επιλέγεται ένα σημαντικό σύνολο από ανιχνευτές για το εκάστοτε πρόβλημα (στην προκειμένη περίπτωση ένα πρόβλημα αναγνώρισης χαρακτήρων). Έτσι, η καλή λειτουργία του τμήματος των Bledsoe & Browning περιορίζεται στο πρόβλημα εύρεσης ενός καλού συνόλου από ανιχνευτές. Ο Cavicchio εφάρμοσε το δικό του ΓΑ σε αυτό ακριβώς το πρόβλημα, το οποίο εξακολουθεί να είναι ένα από τα μεγαλύτερα που αποπειράθηκαν να λυθούν με ΓΑ -αρκεί να αναλογιστούμε ότι για ένα μέσο όρο 110 ανιχνευτών με 4 pixels ο καθένας, αυτό το πρόβλημα θα μπορούσε να κωδικοποιηθεί από μία δυαδική σειρά μήκους $l = 3581$. Στο δικό του ΓΑ ο Cavicchio επέτρεψε την αναπαραγωγή και τη διασταύρωση, όπως περίπου τις εφαρμόζουμε και σήμερα. Εξαιτίας της δομής, της μεταβλητής του γονιδίου, και της υψηλής σημαντικότητας του αλφαβήτου, ο Cavicchio αναγκάστηκε να εφεύρει τρεις τελεστές μεταλλαγής:
 - έναν για την αλλαγή ενός μοναδικού pixel μέσα στον ανιχνευτή,
 - έναν για την αλλαγή όλων των pixels μέσα σε ένα ανιχνευτή, και
 - έναν για την αλλαγή συσχετιζόμενων pixels μεταξύ γειτονικών ανιχνευτών.

Επίσης, υιοθέτησε ένα πρωτοποριακό μηχανισμό στη μελέτη αυτή, που αποκαλούσε *σχήμα προεπιλογής* (preselection scheme). Εδώ, ένας καλός απόγονος αντικαθιστούσε έναν από τους γονείς του, με την ελπίδα της διατήρησης της ποικιλίας του πληθυσμού. Η διατήρηση της ποικιλίας ήταν ένα πρόβλημα λόγω των μικρών πληθυσμών που ο Cavicchio ήταν αναγκασμένος να χρησιμοποιεί (συνήθως μεταξύ 12 και 20). Το σχήμα προεπιλογής -που σημειωτέον, έδειχνε να βοηθάει- υιοθετήθηκε αργότερα με επιτυχία από τον De Jong (1975) σε μία μελέτη βελτιστοποίησης.

- *Ο Weinberg, η Προσομοίωση Κυττάρου, και οι Γενετικοί Αλγόριθμοι Μεταεπιπέδου.* Ταυτόχρονα με τον Cavicchio, ο Weinberg ολοκλήρωνε τη διατριβή του (1970) “*Προσομοίωση στον Υπολογιστή ενός Ζωντανού Κυττάρου*”. Όπως, όμως, και στην περίπτωση του Rosenberg, η συμβολή του στους ΓΑ ξεχνιέται λόγω της έμφασης που έδωσε στην βιολογική προσομοίωση. Με λίγα λόγια, ο Weinberg πρότεινε τη χρήση ενός πολυεπίπεδου ΓΑ για την επιλογή ενός καλού συνόλου από 15 υπολογισμένες σταθερές, που έλεγχαν τις εργασίες διαφορετικά προσομοιωμένων κυττάρων (των *Escherichia coli* κυττάρων). Όπως και ο Rosenberg, ο Weinberg ήθελε τα χρωμοσώματα να προσαρμόζονται έτσι ώστε η χημική σύνθεση των κυττάρων να ταιριάζει στα διαθέσιμα χημικά. Πρότεινε λοιπόν, την κωδικοποίηση 15 υπολογισμένων σταθερών σε μία σειρά, όπου κάθε μία από τις σταθερές επιτρεπόταν να κυμαίνεται μεταξύ 10^{-6} με 10^6 . Επίσης, πρότεινε τη χρήση ενός ΓΑ που θα προσαρμόζει τις παραμέτρους του ΓΑ του χαμηλότερου επιπέδου. Τον αλγόριθμο του ανώτερου επιπέδου τον ονόμαζε *μη-προσαρμοστικό γενετικό πρόγραμμα*, ενώ τον αντίστοιχο του κατώτερου επιπέδου, *προσαρμοστικό γενετικό πρόγραμμα* (οι παράμετροί του προσαρμόζονται).
- *Ο Hollstien και η Συνάρτηση Βελτιστοποίησης.* Η πρώτη διατριβή που εφάρμοσε ΓΑ σε ένα καθαρό πρόβλημα (στην πραγματικότητα ήταν ένα σύνολο από 14 προβλήματα) μαθηματικής βελτιστοποίησης, ήταν η δουλειά του Hollstien το 1971. Η δουλειά του ασχολήθηκε με τη βελτιστοποίηση συναρτήσεων των δύο μεταβλητών ($z = f(x, y)$) χρησιμοποιώντας υπεροχή, διασταύρωση, μεταλλαγή, και διάφορα σχήματα αναπαραγωγής βασισμένα στις παραδοσιακές πρακτικές της αγροτικής οικονομίας και φυτοκομίας. Ο Hollstien ερεύνησε πέντε διαφορετικές μεθόδους επιλογής (έλεγχο απογόνων, επιλογή ατόμου, επιλογή οικογένειας, επιλογή εντός της οικογένειας, και συνδυασμένη επιλογή), ενώ έλαβε υπόψη οκτώ μεθόδους προτίμησης ταιριού:
 - *τυχαίο ταίριασμα,*
 - *ενδογένεση,*
 - *γένεση σειράς,*
 - *εξωγένεση,*
 - *αυτο-γονιμοποίηση,*
 - *κλωνικός πολλαπλασιασμός,*
 - *θετικά ανάμικτο συνταίριασμα, και*
 - *αρνητικά ανάμικτο ταίριασμα.*

Για να ελέγξει τις επιδράσεις των διαφορετικών σχημάτων επιλογής και συνταιριάσματος, ο Hollstien προσομοίωσε διαφορετικούς συνδυασμούς από τις 5 επιλεκτικές και τις 8 συνταιριαστικές στρατηγικές, σε 14 συναρτήσεις των δύο μεταβλητών. Σε όλες τις προσομοιώσεις χρησιμοποίησε πληθυσμούς των 16 σειρών. Το συμπέρασμα όμως που προκύπτει από τη δουλειά του είναι η αναγνώριση των προβλημάτων που σχετίζονται με τη χρήση τόσο μικρού μεγέθους πληθυσμού ($n = 16$). Για το λόγο αυτό, συνιστούσε μεγαλύτερα μεγέθη πληθυσμών για μελλοντικές έρευνες.

- *O Frantz και το Αποτέλεσμα Θέσης.* Ο Frantz (1972) εφάρμοσε τη συμβουλή του Hollstien και χρησιμοποίησε μεγαλύτερα πληθυσμιακά μεγέθη ($n = 100$) και μήκη συμβολοσειρών ($l = 25$) στη μεταγενέστερη μελέτη του σχετικά με το αποτέλεσμα των τοποθεσιακών μη-γραμμικοτήτων στη βελτιστοποίηση του ΓΑ. Κατασκεύασε συνδυασμένες γραμμικές - μη-γραμμικές συναρτήσεις τις οποίες υλοποίησε πάνω σε απλά δυαδικά χρωμοσώματα, και μελέτησε τα αποτελέσματα θέσης (σύνδεση) διαφόρων συναρτήσεων, όπου η σειρά του χρωμοσώματος είχε αλλάξει έτσι, ώστε να επηρεάζει το μήκος των συγκεκριμένων δομικών συνόλων. Χρησιμοποίησε την επιλογή με τη χρήση του τροχού ρουλέτας, απλή διασταύρωση, και μετάλλαξη για να συγκρίνει τα αποτελέσματα των διατάξεων καλών και κακών συμβολοσειρών. Ωστόσο, δεν παρατήρησε σημαντική διαφορά απόδοσης μεταξύ των προσομοιώσεων αυτών, διότι οι συναρτήσεις που είχε επιλέξει δεν ήταν επαρκώς δύσκολες ώστε να είναι σε θέση να ελέγξουν την υπόθεση σύνδεσης (συμβολοσειρές μικρού μήκους και αδύναμες μη-γραμμικές συναρτήσεις). Βέβαια, η δυσκολία που είχε ο Frantz στο σχεδιασμό δύσκολων συναρτήσεων δεν μας εκπλήσσει καθόλου καθώς, όπως είναι γνωστό σήμερα και δεν είχε ανακαλυφθεί τότε σαν μαθηματική θεωρία, είναι απαραίτητα κάποια παραπλανητικά δομικά σύνολα χαμηλής σειράς. Ο Frantz συνέχισε την έρευνά του μελετώντας την εισαγωγή της αντιστροφής -ενός τελεστή επαναδιάταξης- στο δικό του ΓΑ, σε μία προσπάθεια αναζήτησης για καλύτερους συνδυασμούς συμβολοσειρών, με την ελπίδα ότι θα δημιουργούσε δομικά σύνολα με πιο ισχυρή σύνδεση. Ωστόσο, τα αποτελέσματα των πειραμάτων του δεν ήταν αδιαμφισβήτητα. Επίσης, χρησιμοποίησε στατιστικές αναλύσεις για να δείξει ότι κάποιοι συγκεκριμένοι συνδυασμοί από τιμές τύγγαναν επεξεργασίας σε ένα σημαντικά μεγαλύτερο βαθμό από ότι ήταν αναμενόμενο. Τέλος, εισήγαγε δύο νέους τελεστές:

 - τον τελεστή *μερικής συμπλήρωσης*, που συμπλήρωνε αυστηρά το ένα τρίτο των bits των επιλεγμένων ατόμων στον πληθυσμό, με σκοπό τη διατήρηση της ποικιλίας, και
 - τον τελεστή *διασταύρωσης πολλαπλών-σημείων*, ο οποίος επέτρεπε την επιλογή των σημείων διασταύρωσης ανιχνεύοντας από δεξιά προς τα αριστερά, και την αλλαγή πλευρών με επιτυχία (με κάποια καθορισμένη πιθανότητα).
- *Bosworth, Foo, και Zeigler - Πραγματικά Γονίδια.* Η εργασία των Bosworth, Foo και Zeigler (1972) ήταν μία ακραία μορφή της φιλοσοφίας που αφορούσε τη χρήση μέγιστων αλφαβητών, όπου ήταν προτιμότερη η χρήση της βολικής αντιστοιχίας ενός γονιδίου με μία παράμετρο, ανεξάρτητα από τον αριθμό των εναλλακτικών alleles που απαιτούνταν για κάθε γονίδιο. Στη μελέτη αυτή, 4 τελεστές -που ονομάζονταν αναπαραγωγή, διασταύρωση, μετάλλαξη και αντιστροφή- εφαρμόζονταν σε “συμβολοσειρές” που αποτελούνταν από 4

έως 40 παραμέτρους πραγματικού τύπου. Το αδύνατο σημείο της μελέτης τους ήταν η χρήση ενός (από 5 συνολικά) τελεστή μετάλλαξης -μετάλλαξη Fletcher-Reeves (FR)- που δεν είχε σχέση με κάποιον λογικό βιολογικό τελεστή από όσους ήταν γνωστοί ότι υπήρχαν στη φύση.

Αυτές είναι μερικές βασικές ιστορικές εφαρμογές που άρχισαν να κάνουν ευρύτερα γνωστούς και να καθιερώνουν τους ΕΑ. Υπάρχει και μία κατηγορία εφαρμογών που συνοψίζεται κάτω από τον γενικότερο τίτλο “Εξελικτικές Τεχνικές Βελτιστοποίησης”. Δε θα δώσουμε όμως ιδιαίτερο βάρος στις εφαρμογές αυτές, κι αυτό γιατί πρόκειται για τεχνικές που είχαν ελάχιστη πραγματική ομοιότητα με τη φυσική γενετική. Για την ιστορία αναφέρουμε ότι η πρώτη προσπάθεια προς αυτή την κατεύθυνση ανήκει στον Box (1957) με την Εξελικτική Εφαρμογή, μια εφαρμογή που έμοιαζε περισσότερο με μία τεχνική διοίκησης παρά με αλγόριθμο. Παρά τη χρησιμότητά της, όμως, σαν εργαλείο και το ότι ήταν ένας πρόγονος άλλων τοπικών τεχνικών ανίχνευσης, δεν ήταν ένας ΕΑ με τη μοντέρνα έννοια. Πιο κοντινές σε αυτή τη μοντέρνα αντίληψη των ΕΑ ήταν οι μελέτες των Bledsoe (1961), και Bremermann (1962). Τέλος, το 1966 οι Fogel, Owens και Walsh, εισήγαγαν τις Τεχνικές Εξελικτικού Προγραμματισμού, οι οποίες εκείνο τον καιρό απορρίφθηκαν από την κοινότητα της Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως εξάλλου συνέβη και με τις αντίστοιχες πρώιμες θεωρίες των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Τέλος, υπάρχουν πολλές εφαρμογές των ΕΑ σε συστήματα μάθησης, με πιο συνηθισμένο το παράδειγμα του συστήματος κατηγοριοποίησης. Ο ΓΑ επιχειρεί να εξελίξει (δηλαδή, να μάθει) ένα σύνολο από *if ... then* κανόνες, προκειμένου να αντιμετωπίσει μια συγκεκριμένη κατάσταση. Η τεχνική αυτή έχει εφαρμοσθεί σε παιχνίδια και παζλ-λαβυρίθους, καθώς και στην πολιτική και οικονομική μοντελοποίηση. Επίσης, τεχνικές μάθησης μηχανής έχουν ευρέως χρησιμοποιηθεί στο χώρο του ελέγχου. Σε ένα μεγάλο, πολύπλοκο σύστημα, όπως, για παράδειγμα, ένα χημικό εργοστάσιο, είναι πολύ πιθανό να υπάρχουν πολλοί παράμετροι ελέγχου, οι οποίοι χρειάζονται διαρκή προσαρμογή, προκειμένου να εξακολουθεί το σύστημα να λειτουργεί με το βέλτιστο τρόπο. Συνήθως, χρησιμοποιείται ένα σύστημα κατηγοριοποίησης, ούτως ώστε να αναπτύσσονται κανόνες για τον έλεγχο του συστήματος. Η ποιότητα του συνόλου των κανόνων μπορεί να κριθεί, κρίνοντας την απόδοσή τους είτε εφαρμόζοντάς τους στο σύστημα είτε σε ένα μοντέλο του συστήματος σε υπολογιστή.

7. Επίλογος

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι είναι θεωρητικά και εμπειρικά αποδεδειγμένο ότι εξασφαλίζουν εύρωστη ανίχνευση σε πολύπλοκους χώρους. Έχοντας αποδειχθεί ως μία έγκυρη προσέγγιση σε προβλήματα που προϋποθέτουν ικανή και αποτελεσματική ανίχνευση, βρίσκουν τώρα μία ευρύτερη εφαρμογή στις επιχειρήσεις, την επιστήμη και την μηχανική. Οι λόγοι πίσω από την αύξηση των αριθμών των εφαρμογών είναι φανεροί. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι υπολογιστικά απλοί και, ταυτόχρονα, πολύ ισχυροί στην έρευνά τους για βέλτιστη λύση. Επιπλέον, δεν

περιορίζονται από υποθέσεις σχετικά με το χώρο ανίχνευσης (υποθέσεις που αφορούν τη συνέχεια, την ύπαρξη παραγώγων, τη μονοκλαδικότητα και άλλα θέματα).

Η απλότητα της λειτουργίας και η ισχύς του αποτελέσματος, είναι δύο από τα κυριότερα θέληγητρα της προσέγγισης και περαιτέρω ανάπτυξης των ΕΑ.

Το επόμενο βήμα θα είναι να δούμε πως οι αλγόριθμοι αυτοί εκμεταλλεύονται με ένα πολύ γενικό τρόπο τις ομοιότητες των κωδικοποιήσεων, αποφεύγοντας έτσι τους περιορισμούς άλλων μεθόδων (όπως συνέχεια, ύπαρξη παραγώγων, κλπ.).

Σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, κινούμαστε προσεκτικά από ένα σημείο του χώρου αποφάσεων προς ένα άλλο, χρησιμοποιώντας κάποιους κανόνες μετάβασης με σκοπό να καθορίσουμε το επόμενο σημείο. Αυτή η “σημείο-προς-σημείο” μέθοδος είναι επικίνδυνη, διότι είναι η τέλεια συνταγή για τον εντοπισμό των λανθασμένων κορυφών σε πολυμορφικούς (multimodal) χώρους αναζήτησης. Σε αντίθεση με αυτή τη μέθοδο, οι ΓΑ δουλεύουν ταυτόχρονα με μια πλούσια βάση δεδομένων από σημεία (έναν πληθυσμό από σειρές), αναρριχόμενοι πολλές παράλληλες κορυφές. Έτσι, η πιθανότητα εύρεσης μιας λανθασμένης κορυφής μειώνεται σε σχέση με τις άλλες μεθόδους.

Μετά από την αρχικοποίηση του πληθυσμού, δημιουργούνται επιτυχημένοι πληθυσμοί που χρησιμοποιούν το ΕΑ και, μέσα από μία σωστά προσαρμοσμένη ποικιλία δεν περιορίζονται σε ένα σημείο. Σύντομα θα δούμε πως αυτή το παράλληλο σχέδιο συνεισφέρει στην ευρωστία του ΕΑ.

Πολλές τεχνικές αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες, ώστε να δούλεψουν κατάλληλα. Για παράδειγμα, οι τεχνικές που βασίζονται στις κλήσεις της συνάρτησης απαιτούν παράγωγους (αναλυτικά ή αριθμητικά υπολογισμένες), έτσι ώστε να μπορέσουν να αναρριχηθούν στην τρέχουσα κορυφή, και άλλες τοπικές διαδικασίες αναζήτησης, όπως οι άπληστες τεχνικές της συνδυαστικής βελτιστοποίησης (Lawler το 1976, Syslo, Deo & Kowalik το 1983) απαιτούν πρόσβαση στο σύνολο των τιμών των παραμέτρων. Αντίθετα, οι ΕΑ δε χρειάζονται όλες αυτές τις βοηθητικές πληροφορίες: είναι τυφλοί. Για να αποδώσουν μία αποτελεσματική αναζήτηση για όλο και καλύτερες δομές, απαιτούν μόνο τις τιμές της αντικειμενικής συνάρτησης που παράγονται από την κάθε συμβολοσειρά. Το χαρακτηριστικό αυτό κάνει το ΕΑ μία πιο κανονικοποιημένη μέθοδο από πολλά άλλα σχήματα αναζήτησης. Εξάλλου, κάθε πρόβλημα αναζήτησης έχει ένα μετρικό συσχετισμό ως προς την ανίχνευση. Πάντως, διαφορετικά προβλήματα αναζήτησης έχουν πάρα πολύ διαφορετικές μορφές βοηθητικών πληροφοριών. Μόνον εάν αρνηθούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτές τις βοηθητικές πληροφορίες, μπορούμε να ελπίζουμε ότι θα αναπτύξουμε τους, ευρέως βασισμένους, συνδυασμούς που επιθυμούμε. Από την άλλη μεριά, η άρνηση της χρήσης συγκεκριμένης γνώσης, όταν πράγματι αυτή υπάρχει, μπορεί να θέσει ένα φραγμό στην απόδοση ενός αλγόριθμου, όταν αυτός συναγωνίζεται με μεθόδους που είναι σχεδιασμένες για το πρόβλημα, αυτό.

Αντίθετα με πολλές μεθόδους, οι ΕΑ χρησιμοποιούν πιθανολογικούς κανόνες μεταβολής για να οδηγήσουν την αναζήτησή τους. Για άτομα εξοικειωμένα με νετερμινιστικές μεθόδους αυτό μοιάζει παράδοξο, όμως η χρήση της πιθανότητας δεν σημαίνει ότι η μέθοδος είναι κάποια απλή, τυχαία αναζήτηση. Δεν έχει καμία σχέση με τη λήψη αποφάσεων παίζοντας κορόνα-γράμματα. Οι ΕΑ χρησιμοποιούν την τυχαία επιλογή ως ένα εργαλείο για να κατευθύνουν την αναζήτηση προς τις περιοχές εκείνες του χώρου, με την πιθανότερη βελτίωση.

Αυτές οι τέσσερις βασικές διαφορές των ΕΑ ως σύνολο -δηλ. η απευθείας χρήση κάποιας κωδικοποίησης, η αναζήτηση μέσα από κάποιο πληθυσμό, η αγνωμοσύνη προς τις βοηθητικές πληροφορίες, και οι τυχαία δημιουργημένοι τελεστές- τους κάνουν να υπερέχουν σε ευρωστία απέναντι στις περισσότερο χρησιμοποιημένες τεχνικές.

Βιβλιογραφία

- Bäck T. (1996) *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*. New York: Oxford University Press
- Back T., Fogel D., Michalewicz Z. (1997) *Handbook of Evolutionary Computation*. Oxford Uivesrity Press
- Banzhaf W., Nordin P., Keller R.E., and Francone F.D. (1998) *Genetic Programming: An Introduction: On the Automatic Evolution of Computer Programs and Its Applications* Morgan Kaufmann Publishers.
- Fogel L. J. (1991) *System Identification through Simulated Evolution: A Machine Learning Approach to Modelling*. Needham Heights, MA: Ginn Press.
- Fogel L. J., Owens A.J., & Walsh M. J. (1966) *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. New York: Wiley Publishing.
- Fogel D.B. (1995) *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. Piscataway: IEEE
- Goldberg D. E. (1989) *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Holland J. H. (1975) *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, Michigan: The Univ of Michigan Press.
- Holland J. H. (1986) Escaping Brittleness: The possibilities of General-purpose Learning Algorithms Applied to Parallel Rule-based Systems. In R. Michalski, J. Carbonell, T. Mitchell (eds.), *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*. Los Altos: Morgan Kaufmann
- Koza J. R. (1991) Evolving a computer program to generate random numbers using the genetic programming paradigm. *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, 37-44, La Jolla, CA: Morgan Kaufmann
- Koza J. R. (1992) *Genetic Programming: On the Programming of Computers by means of Natural Selection & Genetics*. Cambridge: MIT Press

- Koza J. R. (1994) *Genetic programming II : automatic discovery of reusable programs*. Cambridge, MA: MIT Press
- Michalewicz Z. (1996) *Genetic Algorithms + Data structures = Evolution Programs*. Berlin: Springer-Verlag
- Mitchell M. (1996) *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press
- Rechenberg I. (1973) *Evolutionstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*. Stuttgart: Frommann-Holzboog Verlag
- Schaffer J.D., Eshelman L.J. (1991) On crossover as an evolutionary viable strategy. *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, 36-40. Cambridge, MA: Lawrence Erlbaum
- Schwefel H.-P. (1981) *Numerical Optimization of Computer Models*. New York: John Wiley & Sons
- Schwefel H.-P. (1995) *Evolution and Optimum Seeking*. New York: John Wiley & Sons
- Smith S. (1983) Flexible Learning of Problem Solving Heuristics Through Adaptive Search. *Proceedings of the Eighth International Joint Conf. on Artificial Intelligence*, 422-425. Karlsruhe, Germany: William Kaufmann
- Yao Xin (1998) *Evolutionary Computation: Theory and Applications*. River Edge: World Scientific Publishing