

**ΑΝΩΤΑΤΟ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ**

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

Εργασία για το μάθημα
Ευφυή Συστήματα

Η' ΕΞΑΜΗΝΟ
2005-2006

ΧΑΝΤΖΗΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ
ΤΣΟΥΓΚΑΡΗΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ

ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ 11 ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΥ 2005

Περιεχόμενα

1 ΠΕΡΙΛΗΨΗ	3.
2 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	4.
3 ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ	5.
3.1 Τι είναι Εξελικτικός Αλγορίθμος;	5.
3.2 Στοιχεία ενός Εξελικτικού Αλγορίθμου	7.
3.3 Αναπαρασταση	7.
3.4 Συναρτηση Αξιολόγησης	8.
3.5 Πληθυσμός	9.
3.6 Μηχανισμός επιλογής γονέων	9.
3.6.1 <i>Roulette Wheel</i>	10.
3.6.2 <i>Tournament Selection</i>	10.
3.6.3 <i>Linear Ranking</i>	10.
3.7 Τελεστές διαποικίλσης	11.
3.7.1 <i>Ανασυνδιασμός</i>	11.
3.7.2 <i>Μεταλλαγή</i>	12.
3.8 Μηχανισμός Επιβίωσης	12.
3.9 Αρχικοποίηση	12.
3.10 Συνθήκη Τερματισμού	13.
4 Επίλυση Προβλήματος	14.
4.1 Εκφώνηση Προβλήματος	14.
4.2 Πλάνο Επίλυσης	14.
4.2.1 <i>Αναπαρασταση Σκληρού Δίσκου και Ατομών</i>	15.
4.2.2 <i>Αρχικοποίηση Πληθυσμού</i>	15.
4.2.3 <i>Συναρτηση Αξιολόγησης</i>	15.
4.2.4 <i>Μηχανισμός Επιλογής Γονέων</i>	16.
4.2.5 <i>Τελεστές Διαποικίλσης</i>	16.
4.2.6 <i>Συναρτηση Ποινής</i>	18.
4.2.7 <i>Ελιτισμός</i>	18.
4.2.8 <i>Συνθήκη Τερματισμού</i>	18.
4.3 Αποτελέσματα	19.
4.3.1 <i>Αποτελέσματα 50 γενεών</i>	19.
4.3.2 <i>Αποτελέσματα 100 γενεών</i>	20.
4.3.3 <i>Αποτελέσματα 200 και 300 γενεών</i>	22.
4.4 Συμπεράσματα	22.
4.5 Επέκταση Προβλήματος για N Σκληρούς Δίσκους	24.
Βιβλιογραφία	25.

1

Περίληψη

Αντικείμενο αυτής της εργασίας είναι η αναφορά των βασικών στοιχείων ενός Εξελικτικού Αλγόριθμου, καθώς και η παρουσίαση της επίλυσης ενός προβλήματος που αφορά την μεταφορά ενός πλήθους αρχείων σε ένα σκληρό δίσκο, και την εύρεση της ελάχιστης τιμής ελευθέρου χώρου σε αυτόν.

2

Εισαγωγή

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (EA) χρησιμοποιούν υπολογιστικά μοντέλα εξελικτικών διαδικασιών σαν βασικά στοιχεία σχεδιασμού και υλοποίησης υπολογιστικών συστημάτων επίλυσης προβλημάτων. Οι EA 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 τη νεωτεριστική διαίσθηση της ανθρώπινης ανίχνευσης. Οι EA μιμούνται τις διαδικασίες βιολογικής εξέλιξης με την υλοποίηση των ιδεών της φυσικής επιλογής και της επικράτησης του ισχυρότερου (survival of the fittest), έτσι ώστε να παρέχουν αποτελεσματικές λύσεις σε προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

3

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

3.1 Τι είναι Εξελικτικός Αλγόριθμος;

Η βασική ιδέα πίσω από τους **Εξελικτικούς Αλγόριθμους** (evolutionary algorithms) είναι η εξής: η πίεση που ασκείται από ένα περιβάλλον, πάνω στον δοθέν πληθυσμό του, έχει ως συνέπεια την φυσική επιλογή κάποιων ατόμων αυτού (επιβίωση του ικανότερου). Το γεγονός αυτό έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση της ικανότητας ή καταλληλότητας του πληθυσμού. Προκείμενου να μεγιστοποιήσουμε μια **συνάρτηση ποιότητας** (fitness function), δημιουργούμε ένα τυχαίο σύνολο **υποψήφιων λύσεων**, που θα αποτελεί ένα πληθυσμό στοιχείων του διαστήματος τιμών της συνάρτησης. Στη συνέχεια εφαρμόζουμε αυτή την συνάρτηση για την αξιολόγηση της καταλληλότητας των στοιχείων. Στις περιπτώσεις μεγιστοποίησης της συνάρτησης, άτομα με υψηλή τιμή συνάρτησης ποιότητας είναι ισχυρότερα από άλλα με χαμηλότερη τιμή. Το αντίστροφο ισχύει αν έχουμε πρόβλημα ελαχιστοποίησης. Βασιζόμενοι σε αυτή την καταλληλότητα, μερικές από τις καλύτερες υποψήφιες λύσεις επιλέγονται για να συμμετέχουν στην δημιουργία της επόμενης γενιάς λύσεων. Η δημιουργία της επόμενης γενιάς γίνεται με την εφαρμογή ανασυνδυασμού ή/και μετάλλαξης πάνω στα άτομα του πληθυσμού. Ο ανασυνδυασμός είναι ένας τελεστής ο οποίος εφαρμόζεται πάνω σε δυο ή περισσότερα άτομα του πληθυσμού των υποψήφιων λύσεων (οι ονομαζόμενοι γονείς) και έχει ως αποτέλεσμα μια ή περισσότερες νέες υποψήφιες λύσεις (τα παιδιά). Η μετάλλαξη εφαρμόζεται πάνω σε ένα άτομο και έχει ως αποτέλεσμα ένα νέο άτομο. Η εκτέλεση του ανασυνδυασμού και της μετάλλαξης οδηγεί σε ένα σύνολο νέων υποψήφιων λύσεων (οι γόνιμοι), οι οποίοι ανταγωνίζονται – με βάση την καταλληλότητα τους – με τις παλαιότερες λύσεις, για μια θέση στην επόμενη γενιά. Αυτή η διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί είτε μέχρις ότου βρεθεί μια υποψήφια λύση με επαρκή ποιότητα (καταλληλότητα), είτε όταν οι υπολογισμοί φτάσουν ένα όριο, το οποίο θα πρέπει να έχει οριστεί από την αρχή. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται εξελικτικός κύκλος (evolutionary circle).

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

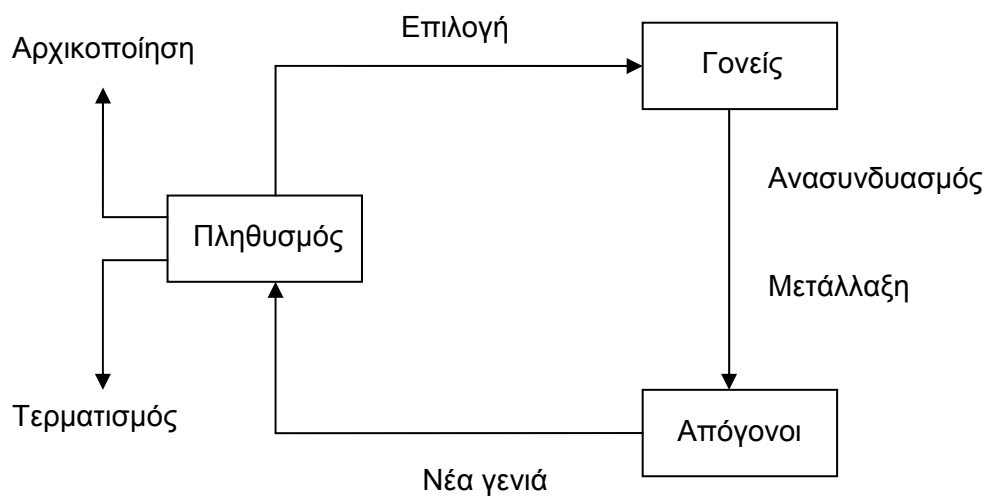
Στην παραπάνω διαδικασία υπάρχουν δυο θεμελιώδης αρχές οι οποίες σχηματίζουν τη βάση των εξελικτικών συστημάτων.

- **Τελεστές διαποίκισης** (variation operators), δηλαδή ο ανασυνδιασμός και η μετάλλαξη, οι οποίοι δημιουργούν την απαραίτητη ποικιλία.
- Η **επιλογή**, ως τρόπος αύξησης της ποιότητας.

Η συνδυαζόμενη εφαρμογή των τελεστών διαποίκισης και της επιλογής γενικά οδηγεί στην αύξηση της ποιότητας σε συνεχείς πληθυσμούς.

Κατά τη διάρκεια της επιλογής, τα ικανότερα άτομα του πληθυσμού των πιθανών λύσεων έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να επιλεγούν από τα λιγότερο ικανά άτομα, αλλά τυπικά ακόμα και τα αδύναμα άτομα έχουν πιθανότητα να επιλεγούν για να γίνουν γονείς ή για να επιβιώσουν. Για τον ανασυνδιασμό των ατόμων η επιλογή ποιων μερών τους θα ανασυνδιαστούν είναι τυχαία. Παρόμοια για την μετάλλαξη, τα μέρη της υποψήφιας λύσης που θα μεταλλαχθούνε, καθώς και τα νέα μέρη που θα τα αντικαταστήσουν, επιλέγονται τυχαία.

Ο τρόπος λειτουργίας ενός Εξελικτικού Αλγόριθμου φαίνεται στην **εικόνα 3.1**, ενώ η γενική δομή του φαίνεται στην **εικόνα 3.2**.



Εικόνα 3.1: Διάγραμμα ροής της λειτουργίας ενός Εξελικτικού Αλγόριθμου

ΑΡΧΗ

ΑΡΧΙΚΟΠΟΙΗΣΕ πληθυσμό με τυχαίες υποψήφιες λύσεις;

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΕ κάθε υποψήφια λύση;

ΕΠΑΝΕΛΑΒΕ ΕΩΣ (ΣΥΝΘΗΚΗ ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΥ) ΕΚΤΕΛΕΣΕ

1. ΕΠΕΛΕΞΕ γονείς;

2. ΑΝΑΣΥΝΔΥΑΣΕ ζεύγη γονέων;

3. ΜΕΤΑΛΛΑΞΕ τους παραγόμενους απογόνους;

4. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΕ τις παραγόμενες υποψήφιες λύσεις;

5. ΕΠΕΛΕΞΕ άτομα για την επόμενη γενιά;

ΤΕΛΟΣ ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ

ΤΕΛΟΣ

Εικόνα 3.2: Γενική δομή ενός Εξελικτικού Αλγόριθμου σε ψευδοκώδικα.

3.2 Στοιχεία ενός Εξελικτικού Αλγόριθμου

Οι ΕΑ περιλαμβάνουν ένα πλήθος συστατικών, διαδικασιών και τελεστών οι οποίοι πρέπει να προσδιοριστούν προκειμένου να καθοριστεί ένας συγκεκριμένος ΕΑ. Τα σημαντικότερα στοιχεία, τα οποία αναφέρονται και στην **εικόνα 3.2**, είναι τα εξής:

- **αναπαράσταση** (representation), δηλαδή ο καθορισμός των ατόμων.
- **συνάρτηση αξιολόγησης** (fitness function).
- **πληθυσμός** (population).
- **μηχανισμός επιλογής γονέων** (parent selection mechanism).
- **τελεστές διαποίκισης** (variation operators), όπως ο **ανασυνδιασμός** (recombination) και η **μετάλλαξη** (mutation).
- **μηχανισμός επιβίωσης** (survivor selection mechanism) για **αντικατάσταση** (replacement) του αρχικού πληθυσμού.

3.3 Αναπαράσταση

Το πρώτο βήμα στον καθορισμό ενός ΑΙΑ, είναι η διασύνδεση του με τον «πραγματικό κόσμο», δηλαδή η διασύνδεση μεταξύ του πρωταρχικού προβλήματος και του διαστήματος τιμών των πιθανών λύσεων, μέσα στο οποίο θα γίνει η αξιολόγηση. Τα αντικείμενα τα οποία σχηματίζουν πιθανές λύσεις, με τη μορφή που έχουν στην πρωταρχική αναπαράσταση του προβλήματος αναφέρονται ως **φαινότυποι** (phenotypes), η κωδικοποίησή του, δηλαδή τα άτομα του ΑΙΑ,

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

ονομάζονται **γονότυποι** (genotypes). Το πρώτο σχεδιαστικό στάδιο καλείται **αναπαράσταση**, διότι αφορά τον καθορισμό της μετάβασης από τους φαινοτύπους σε ένα σύνολο γονότυπων, οι οποίοι θα αναπαριστούν τους φαινοτύπους.

Για παράδειγμα, δεδομένου ενός προβλήματος βελτιστοποίησης ακέραιων, το δοθέν σύνολο των ακέραιων θα αποτελεί το σύνολο των φαινοτύπων. Στη συνέχεια κάποιος θα μπορούσε να αποφασίσει να αναπαρασταθούν αυτοί οι ακέραιοι με την δυαδική τους μορφή. Συνεπώς, το **18** θα μπορούσε να θεωρηθεί ως ένας φαινότυπος και **10010** ο γονότυπος που το αναπαριστά. Είναι σημαντικό η κατανόηση ότι το διάστημα τιμών του φαινοτύπου μπορεί να διαφέρει πολύ από το διάστημα τιμών του γονότυπου, και ότι ολόκληρη η εξελικτική αναζήτηση συμβαίνει στο διάστημα τιμών του γονότυπου. Μια λύση – ένας καλός φαινότυπος – λαμβάνεται από την αποκωδικοποίηση του καλύτερου γονότυπου μετά τον τερματισμό. Μέχρι αυτού του σημείου, θα πρέπει να κατανοηθεί ότι η (βέλτιστη) λύση του προβλήματος – αναπαριστάται στο δοθέν διάστημα τιμών του γονότυπου.

Χρησιμοποιούνται πολλά συνώνυμα για την ονομασία των στοιχείων σε αυτά τα δυο διαστήματα τιμών. Από την πλευρά του αρχικού προβλήματος, χρησιμοποιούνται οι ορισμοί **υποψήφια λύση** (candidate solution), φαινότυπος και **άτομο** (individual) για τον καθορισμό των σημείων του διαστήματος των πιθανών λύσεων. Αυτό το διάστημα καλείται και **διάστημα τιμών φαινοτύπου** (phenotype space). Από την πλευρά του EA, γονότυπος, **χρωμόσωμα** (chromosome), και **άτομο** μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τα σημεία του διαστήματος τιμών όπου θα γίνει η εξελικτική αναζήτηση. Αυτό το διάστημα συχνά αναφέρεται ως **διάστημα τιμών γονότυπου** (genotype space).

3.4 Συνάρτηση Αξιολόγησης

Η συνάρτηση αξιολόγησης συχνά καλείται και **συνάρτηση καταλληλότητας** (fitness function) και εξαρτάται από την φύση του προβλήματος προς αντιμετώπιση. Ο ρόλος της συνάρτησης αξιολόγησης, είναι η αξιολόγηση των υποψήφιων λύσεων. Αποτελεί την βάση για την επιλογή ατόμων του πληθυσμού. Επιστρέφει δηλαδή μια τιμή καταλληλότητας για κάθε άτομο, την οποία αξιοποιεί αργότερα ο τελεστής επιλογής για την επιλογή των ατόμων που θα αποτελέσουν την επόμενη γενιά. Δηλαδή, όσο καλύτερη είναι η αξιολόγηση του ατόμου, τόσο μεγαλύτερη πιθανότητα επιβίωσης έχει. Με βάση τον ορισμό του τελεστή της επιλογής, αν προτιμούνται οι μεγαλύτερες τιμές καταλληλότητας, τότε το πρόβλημα μας έχει να κάνει με την

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

μεγιστοποίηση του πληθυσμού. Στην αντίθετη περίπτωση, το πρόβλημα αφορά ελαχιστοποίηση του πληθυσμού.

Τεχνικά, είναι μια συνάρτηση η οποία αναθέτει ένα μέτρο ποιότητας στους γονότυπους. Τυπικά, αυτή η συνάρτηση αποτελείται ένα μέτρο ποιότητας στο διάστημα τιμών του φαινοτύπου. Σύμφωνα με το παραπάνω παράδειγμα, αν θα έπρεπε να μεγιστοποιήσουμε την συνάρτηση $f(x)=x^2$, η καταλληλότητα του γονότυπου **10010** θα έπρεπε να οριστεί ως το τετράγωνο του αντιστοίχου του φαινοτύπου, δηλαδή $18^2=324$.

3.5 Πληθυσμός

Ο ρόλος του **πληθυσμού** (population) είναι η αναπαράσταση όλων των πιθανών λύσεων. Ο πληθυσμός είναι ένα υπερσύνολο γονότυπων. Τα άτομα του πληθυσμού είναι στατικά αντικείμενα τα οποία δεν αλλάζουν ούτε προσαρμόζονται. Οι αλλαγές και οι προσαρμογές γίνονται στον πληθυσμό. Με δεδομένη αναπαράσταση, ο ορισμός ενός πληθυσμού μπορεί να είναι τόσο απλός όσο ο καθορισμός του πλήθους των ατόμων που το αποτελούν, δηλαδή ο καθορισμός του μεγέθους του πληθυσμού.

Η **ποικιλία** (diversity) ενός πληθυσμού είναι ένα μέτρο του πλήθους των διαφορετικών λύσεων που περιέχει. Δεν υπάρχει ακριβής μονάδα μέτρησης για τον την ποικιλία. Ορισμένοι μπορούν να αναφέρονται σε αυτήν είτε ως το πλήθος των διαφορετικών τιμών καταλληλότητας του πληθυσμού, είτε ως το πλήθος των διαφορετικών γονότυπων ή φαινοτύπων του πληθυσμού.

3.6 Μηχανισμός επιλογής γονέων

Ο ρόλος της **επιλογής γονέων** (parent selection) είναι η διάκριση ανάμεσα στα άτομα, με βάση την καταλληλότητα τους, ώστε να επιτραπεί στα καλύτερα άτομα να γίνουν οι γονείς της επόμενης γενιάς. Ένα άτομο είναι γονέας αν έχει επιλέγει για να υποστεί αλλαγές προκειμένου να παράγει απόγονους. Μαζί με τον μηχανισμό επιβίωσης, η επιλογή γονέων είναι υπεύθυνη για την αύξηση βελτίωσης της καταλληλότητας του πληθυσμού. Τα άτομα με μεγαλύτερη καταλληλότητα έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να επιλέγουν και να γίνουν γονείς από τα άτομα με μικρότερη καταλληλότητα. Παρόλαυτα, άτομα με χαμηλή καταλληλότητα έχουν μια

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

μικρή πιθανότητα επιλογής, ειδικά, η όλη αναζήτηση μπορεί να «κολλήσει» σε ένα τοπικό μέγιστο της συνάρτησης αξιολόγησης. Παρακάτω περιγράφονται οι γνωστότεροι μηχανισμοί επιλογής.

3.6.1 Roulette Wheel

Στη μέθοδο αυτή, η πιθανότητα επιλογής ενός ατόμου από τον πληθυσμό των πιθανών λύσεων, ισούται με το πηλίκο της καταλληλότητας του δια το άθροισμα όλων των τιμών καταλληλότητας των ατόμων που υπάρχουν στον πληθυσμό. Σε κάθε άτομο αναλογεί κάποιος «χώρος» στη ρουλέτα σύμφωνα με την τιμή της καταλληλότητας του. Για την επιλογή ενός ατόμου η ρουλέτα «γυρίζει» και επιλέγεται ένα άτομο. Για την επιλογή m ατόμων, αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται m φορές.

3.6.2 Tournament Selection

Η μέθοδος αυτή περιλαμβάνει την τυχαία επιλογή δυο ατόμων από τον πληθυσμό, την σύγκριση των τιμών καταλληλότητας τους και την επιλογή του καταλληλότερου για να γίνει γονέας. Για την επιλογή m ατόμων η μέθοδος αυτή επαναλαμβάνεται m φορές.

3.6.3 Linear Ranking

Με αυτή τη μέθοδο όλα τα άτομα του πληθυσμού ταξινομούνται σύμφωνα με την τιμή της καταλληλότητας τους. Σε κάθε άτομο ανατίθεται ένας **βαθμός** (rank) στο διάστημα $[1, \mu]$, όπου μ είναι το πλήθος των ατόμων του πληθυσμού. Ορίζουμε $P(i)$ ως την πιθανότητα της επιλογής του ατόμου με βαθμό i . Ο μικρότερος βαθμός αντιστοιχεί στην χαμηλότερη τιμή καταλληλότητας. Η linear ranking έχει μια παράμετρο α για την πιθανότητα επιλογής του ατόμου με βαθμό 1:

$$P(1) = \alpha.$$

Κάθε επόμενο άτομο στη σειρά παίρνει μια τιμή β που προστίθεται στην πιθανότητα του προηγούμενου ατόμου, το οποίο έχει χαμηλότερο βαθμό:

$$P(i+1) = P(i) + \beta.$$

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

Κάθε άτομο επιλέγεται ανάλογα με το βαθμό του, αντί για την τιμή καταλληλότητας του. Το β θα πρέπει να επιλέγεται έτσι ώστε:

$$\sum_i P(i) = 1$$

3.7 Τελεστές διαποίκισης

Ο ρόλος των **τελεστών διαποίκισης** (variation operators) είναι η δημιουργία νέων ατόμων από παλαιότερα. Στο διάστημα τιμών του φαινοτύπου, αυτό αντιστοιχεί με την δημιουργία νέων πιθανών λύσεων.

3.7.1 Ανασυνδιασμός

Ο **ανασυνδιασμός** (recombination ή crossover) εφαρμόζεται σε δυο άτομα του πληθυσμού. Ο τελεστής αυτός συγχωνεύει πληροφορίες από τους γονότυπους των γονέων και παράγει 1 ή 2 νέους γονότυπους, που ονομάζονται γόνοι. Η επιλογή των μερών των γονέων που θα ανασυνδιαστούν είναι τυχαία. Τελεστές ανασυνδιασμού που χρησιμοποιούν περισσότερους από δυο γονείς, δημιουργούνται πολύ εύκολα, αλλά δεν έχουν βιολογική αντιστοίχιση.

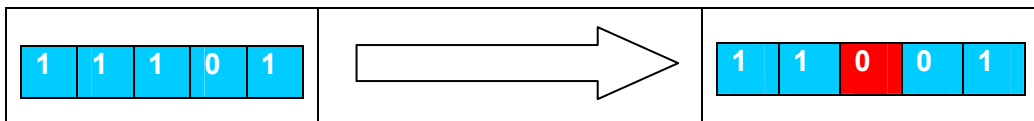
Η βασική αρχή πίσω από τον ανασυνδιασμό είναι απλή – δυο άτομα με διαφορετικά αλλά επιθυμητά χαρακτηριστικά, «ζευγαρώνουν» και παράγουν απόγονους οι οποίο περιέχουν ένα συνδυασμό αυτών των χαρακτηριστικών. Οι ΕΑ παράγουν ένα πλήθος απόγονων με τυχαίο ανασυνδιασμό, δέχονται ότι κάποιοι απόγονοι θα έχουν μερικούς ανεπιθύμητους συνδυασμούς, μερικοί μπορεί να είναι χειρότεροι των γονέων τους, και ελπίζουν κάποιοι να έχουν βελτιωμένα χαρακτηριστικά. Στην **εικόνα 3.3** παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ανασυνδιασμού για το παραπάνω παράδειγμα της δυαδικής αναπαράστασης ακέραιων.

1 ^{ος} γονέας	1 1 0 0 0		1 ^{ος} απόγονος	1 1 1 0 1
	+	→		
2 ^{ος} γονέας	0 1 1 0 1		2 ^{ος} απόγονος	0 1 0 0 0

Εικόνα 3.3: Ανασυνδυασμός 2 ατόμων με ένα σημείο κοπής

3.7.2 Μετάλλαξη

Η **μετάλλαξη** (mutation) εφαρμόζεται σε ένα άτομο του πληθυσμού (γονότυπος) και παράγει ένα, ελαφρώς, αλλαγμένο **απόγονο**. Το αποτέλεσμα του τελεστή της μετάλλαξης εξαρτάται από μια σειρά τυχαίων επιλογών. Ένα παράδειγμα μετάλλαξης, που αφορά το παράδειγμα της δυαδικής αναπαράστασης ακέραιων, παρουσιάζεται στην **εικόνα 3.4**.



Εικόνα 3.4: Μετάλλαξη σε ένα σημείο του ατόμου.

3.8 Μηχανισμός Επιβίωσης

Ο ρόλος του **μηχανισμού επιβίωσης** (survivor selection) είναι η διάκριση μεταξύ των ατόμων, με βάση την ποιότητα τους. Στο σημείο αυτό είναι παρόμοιος με τον μηχανισμό επιλογής γονέων, αλλά χρησιμοποιείται σε διαφορετικό στάδιο του εξελικτικού κύκλου. Ο μηχανισμός επιβίωσης καλείται μετά την δημιουργία των απόγονων από τους επιλεγμένους γονείς. Στους ΕΑ το μέγεθος του πληθυσμού είναι, σχεδόν πάντα, σταθερό, έτσι θα πρέπει να γίνει επιλογή των ατόμων που θα αποτελέσουν τον πληθυσμό της επόμενης γενιάς. Αυτή η απόφαση συνήθως βασίζεται είτε στις τιμές καταλληλότητας (επιλέγονται οι καλύτερες λύσεις μεταξύ γονέων και απόγονων), είτε στην ηλικία (επιλέγονται μόνο οι νεότεροι).

3.9 Αρχικοποίηση

Η **αρχικοποίηση** (initialization) παραμένει το πιο απλό χαρακτηριστικό στους περισσότερους ΕΑ. Ο αρχικός πληθυσμός δημιουργείται από τυχαία άτομα. Ανάλογα με το πρόβλημα είναι δυνατόν να εφαρμοστούν ευριστικές μέθοδοι, έτσι ώστε ο αρχικός πληθυσμός ένα είναι υψηλότερης καταλληλότητας από ένα τυχαίο. Αν αυτό

το αποτέλεσμα αξίζει τον επιπλέον υπολογιστικό χρόνο της ευριστικής μεθόδου, εξαρτάται αποκλείσθηκα στην φύση του προβλήματος.

3.10 Συνθήκη Τερματισμού

Στις **συνθήκες τερματισμού** (termination condition), διακρίνουμε δυο περιπτώσεις. Η πρώτη αφορά τον αν γνωρίζουμε την βέλτιστη τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης, όποτε η εύρεση αυτής της τιμής θα αποτελεί και την συνθήκη τερματισμού του EA.

Η δεύτερη περίπτωση είναι ότι ακόμα και αν γνωρίζουμε τη βέλτιστη τιμή της συνάρτησης αξιολόγησης, λόγω της τυχαίας προσέγγισης των EA, δεν υπάρχει βεβαιότητα ότι θα την βρούμε ποτέ, και συνεπώς η συνθήκη τερματισμού του EA μπορεί να μην ικανοποιηθεί ποτέ και ο αλγόριθμος να μην σταματήσει. Η περίπτωση αυτή απαιτεί μια επέκταση στην συνθήκη ώστε να μπορέσει να τερματίσει ο EA. Οι πιο συνηθισμένες επιλογές για συνθήκες τερματισμού είναι οι εξής:

- Το μέγιστο επιτρεπόμενο πλήθος κύκλων CPU.
- Το συνολικό πλήθος των αξιολογήσεων καταλληλότητας φτάσει ένα καθορισμένο όριο.
- Για κάποιο χρονικό διάστημα (π.χ. ένα πλήθος γενεών), η βελτίωση της καταλληλότητας του πληθυσμού είναι πολύ μικρή.
- Η ποικιλία του πληθυσμού μειώνεται τόσο ώστε να ξεπεράσει ένα καθορισμένο όριο.

Το πραγματικό κριτήριο τερματισμού σε τέτοιες περιπτώσεις είναι μια διάζευξη της μορφής: *επιτεύχθηκε η βέλτιστη τιμή ή η συνθήκη x ικανοποιήθηκε*. Αν το πρόβλημα δεν έχει κάποια γνωστή βέλτιστη τιμή, τότε δεν μας χρειάζεται διάζευξη, αλλά μια συνθήκη από την παραπάνω λίστα ή μια παρόμοια η οποία εγγυημένα θα σταματήσει τον αλγόριθμο.

4

Επίλυση Προβλήματος

4.1 Εκφώνηση Προβλήματος

Θέλουμε να τοποθετήσουμε ένα μεγάλο αριθμό αρχείων σε ένα δίσκο. Το μέγεθος του i αρχείου είναι f_i και το μέγεθος του δίσκου είναι d . Θέλετε να αρχειοθετήσετε τα αρχεία σας, αλλά το άθροισμα των μεγεθών των αρχείων είναι πολύ μεγαλύτερο από το μέγεθος του δίσκου. Έτσι, θέλουμε να βάλουμε κάποια από τα αρχεία στο δίσκο έτσι ώστε να χρησιμοποιείτε όσο το δυνατό μεγαλύτερο μέρος του δίσκου. Δεν επιτρέπεται η διάσπαση των αρχείων. Θέλουμε δηλαδή να βρούμε το σύνολο των αρχείων των οποίων το άθροισμα είναι πιο κοντά στο μέγεθος του δίσκου χωρίς όμως να το ξεπερνούν. Γενίκευση της λύση για την περίπτωση πολλών δίσκων μεγέθους d_i .

4.2 Πλάνο Επίλυσης

Για το παραπάνω πρόβλημα, επιλέγουμε ως μέγεθος του δίσκου $d=100\text{ GB}$ (100.000.000 KB), και ως διάστημα τιμών για την χωρητικότητα των αρχείων $f(i) \rightarrow [1, 700.000]\text{ KB}$. Το πλήθος των αρχείων είναι $i=500$ και η συνολική χωρητικότητα των αρχείων $f(i)=175.246.302\text{ KB}$.

Μετά από τις παραπάνω επιλογές, θα πρέπει να εξετάσουμε τα εξής:

- Αναπαράσταση σκληρού δίσκου και ατόμων.
- Αρχικοποίηση Πληθυσμού
- Συνάρτηση Αξιολόγησης.
- Μηχανισμός Επιλογής γονέων.
- Τελεστές Διαποίκισης, δηλαδή Ανασυνδυασμός και Μετάλλαξη.
- Συνάρτηση Ποινής
- Ελιτισμός
- Συνθήκη Τερματισμού

4.2.1 Αναπαράσταση Σκληρού Δίσκου και Ατόμων

Για την αναπαράσταση του σκληρού δίσκου, επιλέγουμε δομή δεδομένων τύπου δυαδικού πίνακα μιας διάστασης. Το πλήθος των θεών του πίνακα ισούται με το πλήθος των αρχείων i , δηλαδή **500** θέσεις. Κάθε άτομο του πληθυσμού θα έχει επίσης τη μορφή πίνακα. Οι χωρητικότητες των αρχείων υπάρχουν αποθηκευμένες στο **data.txt**. Κάθε θέση του ατόμου αντιπροσωπεύει την παρουσία ή όχι του αντιστοίχου αρχείου στο δίσκο, που βρίσκεται στην ίδια θέση, με τιμές **1** ή **0**, αντίστοιχα. Αυτές οι τιμές επιλέγονται τυχαία. Ένα παράδειγμα αυτών, φαίνεται στην *εικόνα 4.1*.

Αρχείο data.txt	8579	664455	236384	456556	645771
Άτομο πληθυσμού	0	0	1	1	0
Σκληρός Δίσκος	-	-	236384	456556	-

Εικόνα 4.1 Αναπαράσταση για 5 αρχεία.

4.2.2 Αρχικοποίηση Πληθυσμού

Στο συγκεκριμένο πρόβλημα θα πειραματιστούμε με πληθυσμούς $n=25$, **50** και **100** ατόμων. Η αναπαράσταση του πληθυσμού είναι ένας μονοδιάστατος πίνακας, σε κάθε θέση του οποίου υπάρχει ένα άτομο (βλέπετε *εικόνα 4.2*).

Πληθυσμός	Άτομο 1	Άτομο 2	...	Άτομο n-1	Άτομο n
-----------	------------	------------	-----	--------------	------------

Εικόνα 4.2 Αναπαράσταση πληθυσμό n ατόμων.

4.2.3 Συνάρτηση Αξιολόγησης

Η βέλτιστη λύση για το συγκεκριμένο πρόβλημα είναι η εύρεση του μικρότερου δυνατού ελεύθερου χώρου στο σκληρό δίσκο, μετά την μεταφορά των

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

αρχείων σε αυτόν. Η συνάρτηση αξιολόγησης (**fitness**) υπολογίζει ακριβώς αυτό και έχει την εξής μορφή:

$$\text{fitness} = 1 / (\text{HD} - \text{Sum}),$$

HD = μέγεθος σκληρού δίσκου, και

Sum = άθροισμα μεγεθών των αρχείων.

Η **fitness** μπορεί να έχει πραγματικές τιμές στο διάστημα **[0, 1]**. Ως βέλτιστη λύση είναι **fitness=1**. Στην εικόνα 4.3 αξιολογείται το άτομο της εικόνας 4.1.

Άτομο πληθυσμού

0	0	1	1	0
---	---	---	---	---

Σκληρός Δίσκος

-	-	236384	456556	-
---	---	--------	--------	---

HD = 1.000.000 KB,

Sum = 236384 + 456556 = 692.940

fitness = $1 / (1.000.000 - 692.940)$

= $3,25 \times 10^{-6}$

Εικόνα 4.3 Παράδειγμα αξιολόγησης ατόμου

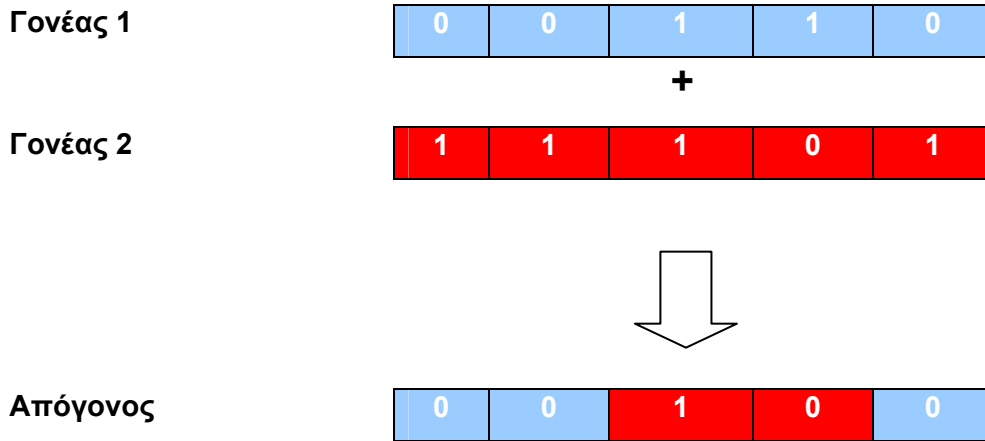
4.2.4 Μηχανισμός Επιλογής Γονέων

Ως μέθοδο για την επιλογή γονέων που θα ανασυνδυαστούν θα χρησιμοποιηθεί η μέθοδος **roulette wheel**, η οποία είναι και η πιο συνηθισμένη. Η roulette wheel παίρνει ως όρισμα έναν πίνακα ο οποίος περιέχει τις αξιολογήσεις όλων ατόμων του πληθυσμού, και επιστρέφει ένα άτομο.

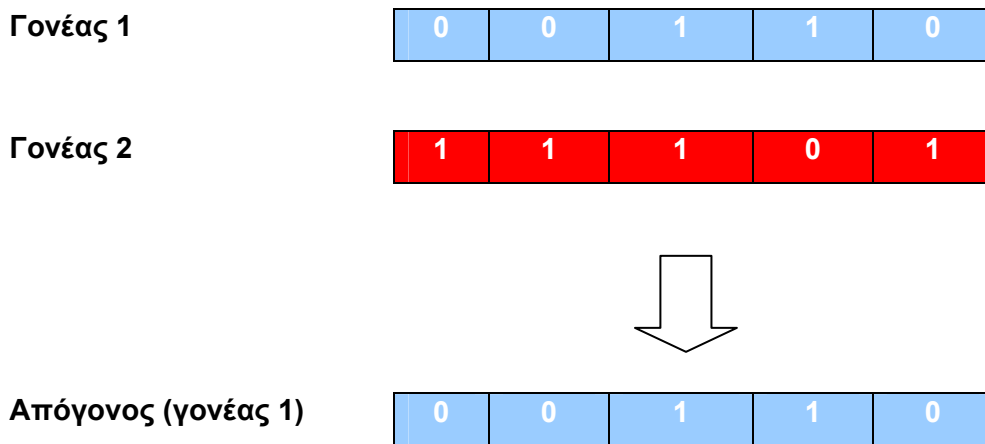
4.2.5 Τελεστές Διαποίκισης

Ο τελεστής του ανασυνδυασμού παίρνει ως όρισμα δυο άτομα, επιλεγμένα από την roulette wheel, και παράγουν ένα απόγονο. Με σημεία κοπής 1, 5 ή 10. Το ποσοστό του ανασυνδυασμού κυμαίνεται στο 80%. Σε περίπτωση που δεν γίνει ανασυνδυασμός, ως απόγονος των δυο ατόμων, επιλέγεται ένας από τους δυο γονείς (στο παράδειγμα μας επιστρέφεται ο πρώτος γονέας). Ένα παράδειγμα αυτού φαίνεται στην εικόνα 4.4.

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

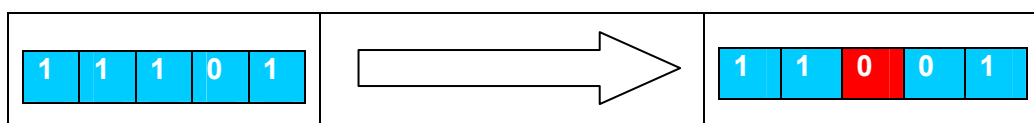


Εικόνα 4.4 Παράδειγμα ανασυνδυασμού με 2 σημεία κοπής.



Εικόνα 4.5 Παράδειγμα μη ανασυνδυασμού.

Ο τελεστής της μετάλλαξης παίρνει ως όρισμα ένα άτομο, στο παρόν παράδειγμα έναν απόγονο. Το ποσοστό μετάλλαξης ανά άτομο είναι 20%, ενώ το ποσοστό μετάλλαξης ανά γονίδιο του ατόμου είναι 20%. Δηλαδή το συνολικό ποσοστό μετάλλαξης ενός γονιδίου είναι 4%. Σε περίπτωση που δεν γίνει μετάλλαξη, επιστρέφεται το άτομο χωρίς αλλαγές. Ένα παράδειγμα αυτού φαίνεται στην εικόνα 4.6.



Εικόνα 4.5 Παράδειγμα μετάλλαξης.

4.2.6 Συνάρτηση Ποινής

Στο πρόβλημα μας, στην περίπτωση που ένα άτομο περιέχει αρχεία, το άθροισμα χωρητικότητας των οποίων ξεπερνά τη χωρητικότητα του σκληρού δίσκου, η τιμή αξιολόγησης του παίρνει αρνητική τιμή (δηλαδή **fitness < 0**), και τότε του επιβάλλεται μια ποινή. Αυτό συμβαίνει διότι, υπάρχουν περιπτώσεις όπου η fitness, αν και αρνητική, προσεγγίζει την βέλτιστη λύση, όποτε για να μην την αποκλείσουμε, (επειδή μπορεί να περιέχει σημαντικά γονίδια για την εύρεση της λύσης), η συνάρτηση ποινής, της παράγει μια θετική τιμή, δίνοντας της την δυνατότητα να επιλεχθεί από την μέθοδο roulette wheel.

Η ποινή στο πρόβλημα μας αφορά την αντικατάσταση του αρχικού (αρνητικού) fitness του ατόμου, με μια νέα θετική τιμή η οποία παράγεται από μια συνάρτηση ποινής.

Η συνάρτηση ποινής (penalty) έχει την εξής μορφή:

$$\text{penalty} = |\text{temp} - (1 / (n * \text{temp}))|$$

temp = η τιμή fitness του ατόμου, για κάθε temp < 0

n = βαθμός ποινής (penalty point).

Λόγω της συνάρτησης fitness, το n είναι αντιστρόφως ανάλογο με την ποινή. Δηλαδή όσο μεγαλύτερος είναι ο βαθμός ποινής **n**, τόσο μικρότερο είναι το penalty. Στο πρόβλημα μας πειραματιζόμαστε για αποτελέσματα χωρίς ποινή, και με ποινή με βαθμό n=2.

4.2.7 Ελιτισμός

Στον ελιτισμό επιλέγονται από το πληθυσμό των γονέων το άτομο με την μεγαλύτερη τιμή αξιολόγησης και μεταφέρεται χωρίς να υποστεί καμία αλλαγή στον πληθυσμό των απόγονων. Χρησιμοποιούμε τον ελιτισμό, για περιπτώσεις όπου οι απόγονοι είναι χαμηλότερης ποιότητας (μικρότερη τιμή αξιολόγησης) από τους γονείς, για να μην χάσουμε το πολύτιμο γενετικό υλικό των γονέων.

Στο παρόν πρόβλημα έχουμε τη δυνατότητα επιλογής για την χρήση ελιτισμού.

4.2.8 Συνθήκη Τερματισμού

Επειδή δεν γνωρίζουμε αν με τα συγκεκριμένα δεδομένα η βέλτιστη λύση είναι εφικτή (δηλαδή ελεύθερος χώρος σκληρού δίσκου να ισούται με **0**), για να

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

μπορέσει να σταματήσει η εκτέλεση του αλγόριθμου, χρησιμοποιούμε ως συνθήκη τερματισμού το πλήθος των επαναλήψεων (γενιές) που θα εκτελείτε ο αλγόριθμος. Αρχικά πειραματιζόμαστε για πλήθος γενεών **50**, **100**, και στη συνέχεια θα επεκταθούμε στις **200** και **300** γενιές.

4.3 Αποτελέσματα

Για το παρόν πρόβλημα χρησιμοποιήθηκε ένα μεγάλο πλήθος μετρήσεων. Κάθε μέτρηση έχει ως παράμετρο τις παρακάτω επιλογές:

- **Population** = [25, 50, 100]
- **Cut Points** = [1, 5, 10]
- **Elitism** = [YES, NO]
- **Penalty** = [YES, NO], για YES βαθμός ποινής $n=2$
- **Roulette Wheel Selection**: 80%
- **Mutation**: 20%
- **GENERATIONS** = [50, 100]

Ο αλγόριθμος για κάθε επιλογή εκτελεστικές **10** φορές, και στη συνέχεια υπολογιστικές ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων. Το συνολικό πλήθος μετρήσεων για κάθε επιλογή με πληθυσμό **25**, **50**, **100**, είναι **36**, δηλαδή 12 για κάθε ένα πληθυσμό. Συνολικά για τις δυο τιμές γενεών (50, 100), είναι **72**.

4.3.1 Αποτέλεσμα 50 γενεών

Για πλήθος γενεών ίσο με 50, η βέλτιστη λύση βρέθηκε στην 26 επιλογή:

Population = 100 Cut Points = 5 Elitism = YES Penalty = NO RW Selection (80%) Mutation (20%)

Μετά την τοποθέτηση των αρχείων ο σκληρός δίσκος είχε κατά μέσο όρο **8.438,1 KB** ελεύθερο χώρο.

Αξίζει να σημειωθεί η περίπτωση της επιλογής 30:

Population = 100 Cut Points = 10 Elitism = YES Penalty = YES(2) RW Selection (80%) Mutation (20%)

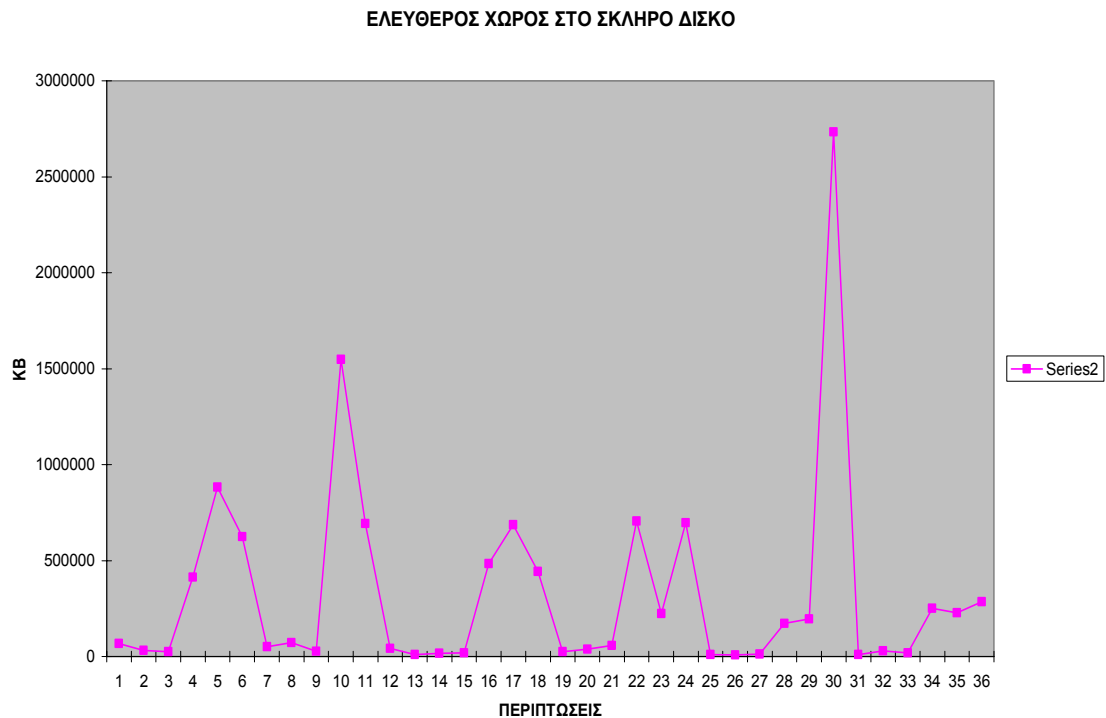
όπου παρουσιάστηκε, κατά μέσο όρο, η χειρότερη τιμή αξιολόγησης **2.733.915,7 KB** (δηλαδή γύρω στα 2,7 GB!!), αλλά από τις 10 μετρήσεις που εκτελέστηκαν, παρουσιάστηκε και η καλύτερη τιμή στις **36 x 10** διαφορετικές μετρήσεις, **87 KB** ελεύθερο χώρο.

Επίσης, επιλογές χωρίς penalty, ενώ είχαν αρκετά καλές αποδόσεις (λίγα KB ελεύθερου σκληρού δίσκου), εγκλωβίζοντουσαν σε τοπικό βέλτιστο. Ο μοναδικός

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

τρόπος αποφυγής του εγκλωβισμού ήταν η χρήση της συνάρτησης ποινής (penalty), η οποία όμως παρουσίαζε ακραίες αποδόσεις (π.χ. επιλογή 30).

Στην εικόνα 4.6 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση των 36 διαφορετικών επιλογών για 50 γενιές. Παρατηρούμε ότι στις επιλογές όπου χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση ποινής, παρουσιάστηκαν οι χειρότερες αποδόσεις, κατά μέσο όρο. Μερικές από αυτές τις επιλογές είναι οι 4, 5, 6, 10, 11 κ.τ.λ.



Εικόνα 4.6 Γραφική παράσταση Ελευθερών, κατά μέσο όρο, KB σκληρού δίσκου – Διαφορετικών περιπτώσεων, για 50 γενιές.

4.3.2 Αποτελέσματα 100 γενεών

Για πλήθος γενεών ίσο με 100, η βέλτιστη λύση βρέθηκε στην 14 επιλογή:

Population = 50 Cut Points = 5 Elitism = YES Penalty = NO RW Selection (80%) Mutation (20%)

Μετά την τοποθέτηση των αρχείων ο σκληρός δίσκος είχε κατά μέσο όρο **4.879,5 KB** ελεύθερο χώρο. Σαφώς καλύτερο από το αντίστοιχο της περίπτωσης των 50 γενιών. Αξίζει να σημειωθεί ότι η βέλτιστη λύση παρουσιάστηκε σχεδόν με τις ίδιες τιμές στις παραμέτρους των 2 επιλογών.

Στην επιλογή 6:

Population = 25 Cut Points = 10 Elitism = YES Penalty = YES(2) RW Selection (80%) Mutation (20%)

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

παρουσιάστηκε, κατά μέσο όρο, η χειρότερη τιμή αξιολόγησης **1.240.114,6 KB** (δηλαδή γύρω στα 1,2 GB!!),

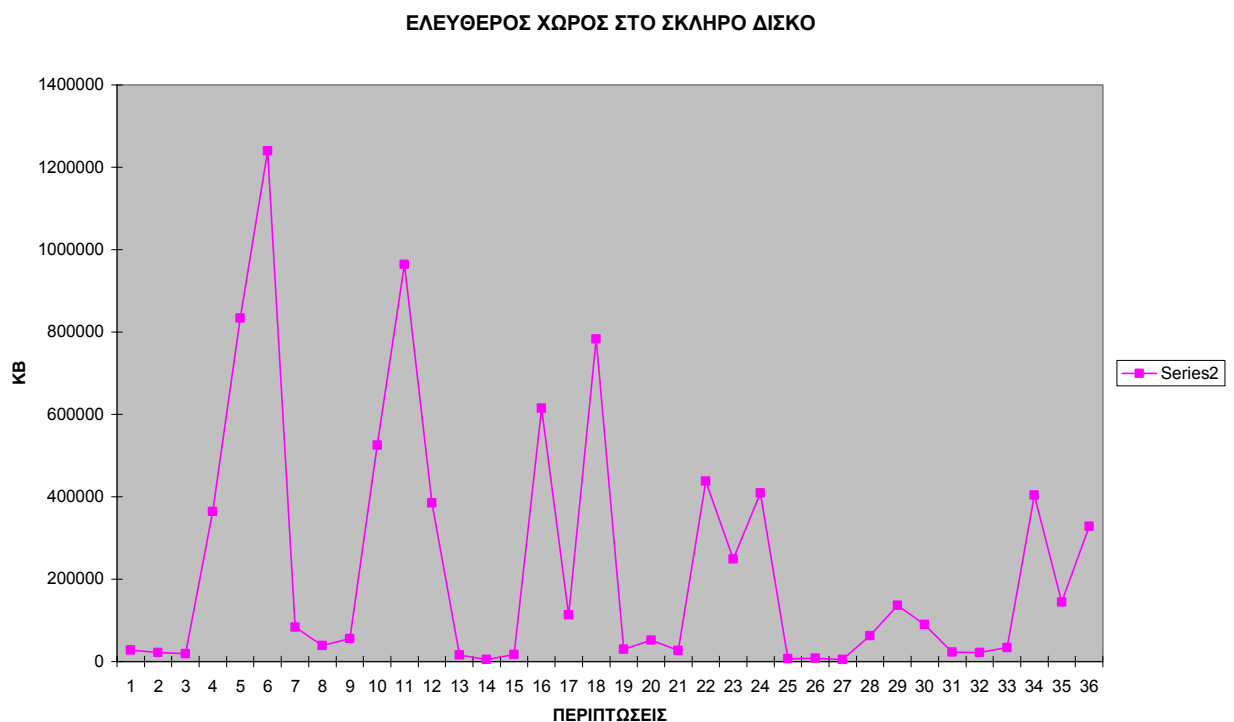
Στην επιλογή 10:

Population = 25 Cut Points = 1 Elitism = NO Penalty = YES(2) RW Selection(80%) Mutation (20%)

στις 10 μετρήσεις που εκτελέστηκαν, παρουσιάστηκε και η καλύτερη τιμή στις **36 x 10** διαφορετικές μετρήσεις, **143 KB** ελεύθερο χώρο.

Επίσης, για δεύτερη φορά, οι επιλογές χωρίς penalty, εγκλωβιζόντουσαν σε τοπικό βέλτιστο και ο μοναδικός τρόπος αποφυγής του εγκλωβισμού είναι η χρήση της συνάρτησης ποινής (penalty).

Στην εικόνα 4.7 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση των 36 διαφορετικών επιλογών για 100 γενιές. Παρατηρούμε ότι στις επιλογές όπου χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση ποινής, παρουσιάστηκαν οι χειρότερες αποδόσεις, κατά μέσο όρο. Μερικές από αυτές τις επιλογές είναι οι 4, 5, 6, 10, 11 κ.τ.λ.



Εικόνα 4.7 Γραφική παράσταση Ελευθερών, κατά μέσο όρο, KB σκληρού δίσκου –
Διαφορετικών περιπτώσεων, για 100 γενιές

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

4.3.3 Αποτελέσματα 200 και 300 γενεών

Μετά από τους παραπάνω πειραματισμούς, για 50 και 100 γενιές, συμπεραίνουμε ότι οι καλύτερες επιλογές έως τώρα έχουν τις εξής τιμές:

- **Population** = [50, 100]
- **Cut Points** = [5]
- **Elitism** = [YES]
- **Penalty** = [NO]
- **Roulette Wheel Selection**: 80%
- **Mutation**: 20%

Συνεχίζουμε τους πειρατισμούς για την αναζήτηση της βέλτιστης λύσης χρησιμοποιώντας τις παραπάνω τιμές στις επιλογές, για **200** και **300** γενιές. Οι καλύτερες λύσεις φαίνονται στην εικόνα 4.8

Generation = 200	Population = 100 Cut Points = 5 Elitism = YES Penalty = NO RW Selection(80%) Mutation (20%)	Ελεύθερος χώρος 3376,7 KB
Generation = 300	Population = 100 Cut Points = 5 Elitism = YES Penalty = NO RW Selection(80%) Mutation (20%)	Ελεύθερος χώρος 2238 KB

***Εικόνα 4.8** Βέλτιστες λύσεις για 200 και 300 γενιές.*

Με τις παραπάνω τιμές στις επιλογές, όσο αυξάνεται το πλήθος των γενεών, τόσο προσεγγίζουμε την βέλτιστη λύση,

4.4 Συμπεράσματα

Μετά από όλους τους πειραματισμούς, συμπεραίνουμε ότι καθώς αυξάναμε το πλήθος των γενιών, τόσο περισσότερο προσεγγίζαμε την βέλτιστη λύση. Στο πίνακα της εικόνα 4.9 παρουσιάζονται οι καλύτερες επιλογές για κάθε πλήθος γενεών.

EVOLUTIONARY ALGORITHMS

ΕΠΙΛΟΓΕΣ	Population	Cut Points	Elitism	Penalty	RW Selection	Mutation	Average free space	GENE RATIOS
1	50	5	YES	NO	80%	20%	16833,5	50
2	100	5	YES	NO	80%	20%	8438,1	50
3	50	5	YES	NO	80%	20%	4879,5	100
4	100	5	YES	NO	80%	20%	7488,7	100
5	50	5	YES	NO	80%	20%	5673	200
6	100	5	YES	NO	80%	20%	3376,7	200
7	50	5	YES	NO	80%	20%	4892,7	300
8	100	5	YES	NO	80%	20%	2238	300
Βέλτιστη λύση							2238 KB	

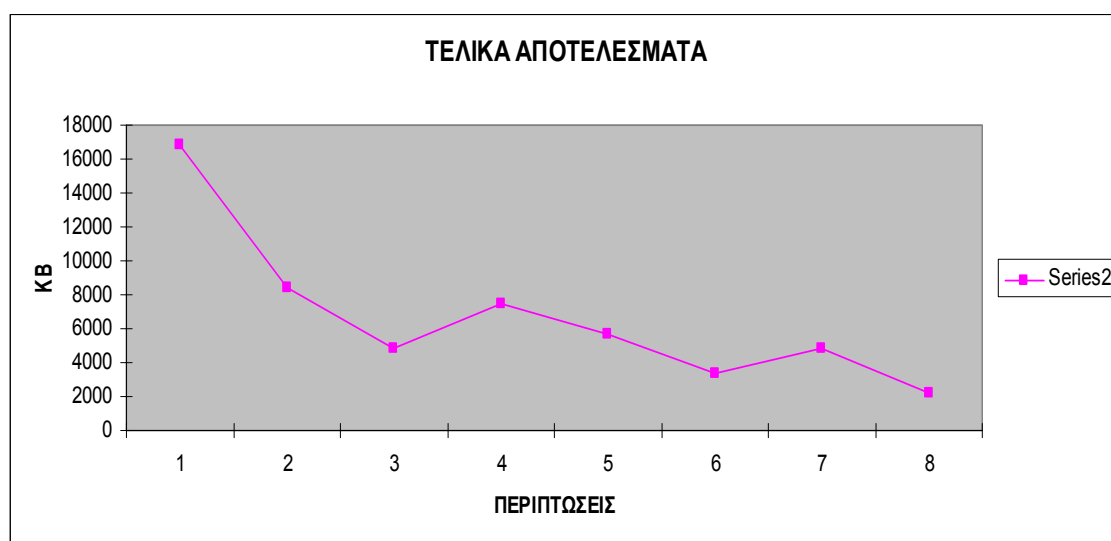
Εικόνα 4.9 Βέλτιστες λύσεις για 50, 100, 200 και 300 γενιές.

Η καλύτερη λύση βρέθηκε στην επιλογή

**Population = 100 Cut Points = 5 Elitism = YES Penalty = NO RW Selection (80%)
Mutation (20%) GENERATIONS = 300**

Λόγω υπολογιστής δύναμης η αύξηση του πλήθους γενεών, αύξανε και τον χρόνο εκτέλεσης του αλγόριθμου. Για παράδειγμα για 100 γενιές, οι χρόνος εκτέλεσης του αλγόριθμου και μέτρησης των αποτελεσμάτων όλων των επιλογών ήταν περίπου δυόμισι ώρες. Συνεπώς, σύμφωνα με τις παραπάνω μετρήσεις, μπορούμε να υποθέσουμε ότι για μεγαλύτερο πλήθος γενιών (της τάξεως των 500 γενιών και άνω), θα βρεθεί μια βέλτιστη λύση για την ελαχιστοποίηση του ελευθέρου χώρου στο σκληρό δίσκο.

Στην εικόνα 4.10 παρουσιάζεται ένα διάγραμμα για όλες τις περιπτώσεις της εικόνας 4.9.



Εικόνα 4.10 Γραφική παράσταση τελικών αποτελεσμάτων.

4.5 Επέκταση προβλήματος για N σκληρούς δίσκους

Μια πιθανή επέκταση του προβλήματος για 1 σκληρό δίσκο, είναι ο υπολογισμός του συνολικού ελευθέρου χώρου για N σκληρούς δίσκους. Για την αναπαράσταση των σκληρών δίσκων, επιλέγουμε δομή δεδομένων τύπου πραγματικού πίνακα μιας διάστασης. Το πλήθος των θεών του πίνακα ισούται με το πλήθος των αρχείων i . Κάθε άτομο του πληθυσμού θα έχει επίσης τη μορφή πίνακα. Κάθε θέση του ατόμου αντιπροσωπεύει την παρουσία ή όχι του αντιστοίχου αρχείου σε ένα από τους δίσκους, που βρίσκεται στην ίδια θέση, με τιμές **1, 2, 3,... ,N-1 ,N** αντίστοιχα με τον αριθμό του δίσκου. Ένα παράδειγμα αυτών, φαίνεται στην *εικόνα 4.11*.

Αρχείο	8579	664455	236384	456556	645771
Άτομο πληθυσμού	0	2	1	1	2
Σκληρός Δίσκος 1	-	-	236384	456556	-
Σκληρός Δίσκος 2	-	664455	-	-	645771

Εικόνα 4.11 Αναπαράσταση για 5 αρχεία και 2 σκληρούς δίσκους.

Βιβλιογραφία

- [1] Αδαμίδης Π. "Εξελικτικοί Αλγόριθμοι"
- [2] Eiben A.E., Smith J.E. "Introduction to Evolutionary Computing",
<http://www.cs.vu.nl/~gusz/ecbook/Eiben-Smith-Intro2EC-Ch2.pdf>
- [3] "Genetic Algorithms: Explanation and Implementation",
<http://www.devmaster.net/articles/genetic-algorithms2/>
- [4] "Genetic Algorithms",
www.cs.vu.nl/~gusz/ecbook/slides/Genetic_Algorithms.ppt
- [5] Boukreev K., "Genetic Algorithms and the Travelling Salesman Problem",
<http://www.codeproject.com/cpp/tspapp.asp>
- [6] Eiben A.E., "Introduction to Evolutionary Computing II",
<http://64.233.183.104/search?q=cache:Y2jMIFEuNZIJ:evonet.lri.fr/summerschool2002/tutorials/Intro-to-EC-2.ppt>
- [7] Back T, de Graaf J.M, Kok J. N., Kusters W.A., "Theory of Genetic Algorithms",
www.liacs.nl/~kusters/nvti.ps
- [8] "Introduction to Genetic Algorithms and GAUL",
<http://gaul.sourceforge.net/intro.html>
- [9] Διγαλάκης Ι. Γ., "Παράλληλοι Μιμητικοί Αλγόριθμοι"
<http://www.it.uom.gr/people/digalakis/phdthesis/thesisjason.pdf>
- [10] "Evolutionary Algorithms 3 Selection",
<http://www.geatbx.com/docu/algindex-02.html>