

Αποθήκευση αρχείων σε σκληρούς δίσκους

Ερρίκος Καλτσόπουλος
AM 134099

Alexander Technological
Educational Institute of
Thessaloniki

Αχιλλέας Γκέκας
AM 164649

Alexander Technological
Educational Institute of
Thessaloniki

Ηρακλής Θεοφανίδης
AM 164664

Alexander Technological
Educational Institute of
Thessaloniki

Περίληψη

Στην συγκεκριμένη εργασία αναλύουμε πως γίνεται η αποθήκευση αρχείων σε σκληρούς δίσκους με την χρήση των γενετικών αλγορίθμων. Αρχικά περιγράφουμε τους Γενετικούς Αλγόριθμους και κάποια από τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα αυτών. Στη συνέχεια αναφερόμαστε στην δόμη ενός γενετικού αλγορίθμου . Τέλος εισάγουμε και το δικό μας Project του MatLab εξηγώντας τους τρόπους και τις μεθοδολογίες για την δημιουργία του. Χρησιμοποιώντας παραδείγματα και φωτογραφίες αιτιολογούμε τα αποτελέσματα και καταλήγουμε σε κάποια συμπεράσματα .

1. Εισαγωγή

Το πρόβλημα το οποίο λύσαμε μέσω τον γενετικών αλγορίθμων είναι “Η αποθήκευση αρχείων σε σκληρους δισκους”.Το πρόβλημα έχει την εξής λογική.Έχουμε έναν ή περισσότερους σκληρούς δίσκους με ένα προκαθορισμένο μέγεθος στους οποίους πρέπει να βάλουμε κάποια αρχεία με έναν τέτοιο τρόπο ώστε να μείνει όσο το δυνατόν πίο λίγος ελεύθερος χώρος .Σύμφωνα με τα παραπάνω η συνάρτηση που θα δημιουργήσουμε θα πρέπει να έχει γνωστά τις εξής μεταβλητές.Το αριθμό τον δίσκων,την χωρητικότητα αυτών και τα αρχεία.Επιπλέον θα πρέπει να να δώσουμε μια υποψήφια λύση.

Γενετικοί Αλγόριθμοι

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου,το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος . Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράγει

στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης . Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μεσώ μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία. Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία και χρησιμοποιεί την

ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.

1.1.1 Γενετικός Προγραμματισμός

Ένας μεγάλος στόχος της επιστήμης πληροφορικής είναι η δημιουργία ενός προγράμματος το οποίο θα εξομοιώνει την φυσική αυτή διαδικασία χωρίς να χρειάζεται καμία υπόδειξη. Οι προγραμματιστές του γενετικού αλγόριθμου τον έχουν κατασκευάσει έτσι ούτως ώστε να αυτοματοποιεί την διαδικασία της εξέλιξης έτσι όπως την εξέφρασε ο δαρβίνος, όπως επίσης και άλλες διαδικασίες εμπνευσμένες από την βιολογία. Οι διαδικασίες αυτές είναι η αναπαραγωγή , η διασταύρωση , η μετάλλαξη , ο διπλασιασμός γονιδίων και η διαγραφή γονιδίων. Ο γενικός κανόνας που διέπει την δαρβινική θεωρία είναι ο εξής: Τα άτομα τα οποία είναι πιο ικανά να εκτελούν εργασίες στο περιβάλλον στο οποίο ζουν και αλληλεπιδρούν με αυτό , επιβιώνουν και αναπαράγονται με υψηλότερο ρυθμό . Ενώ άτομα τα οποία είναι λιγότερο ικανά να εκτελούν εργασίες στο περιβάλλον στο οποίο ζουν και αλληλεπιδρούν με αυτό , επιβιώνουν και αναπαράγονται με χαμηλότερο ρυθμό . Σε γενικές γραμμές έχουμε , την αρχική παραγωγή χιλιάδων τυχαία κατασκευασμένων ατόμων στον υπολογιστή το καθένα από αυτά με τα δικά του χαρακτηριστικά (σχήματα).Κατόπιν τούτου επιλέγονται ποια από αυτά τα άτομα θα αποτελέσουν γονείς σύμφωνα με την συνάρτηση καταλληλότητας η οποία βασίζεται στην

ικανότητα-καταλληλότητα των ατόμων του πληθυσμού. Όσο πιο κατάλληλο είναι το άτομο τόσο πιο μεγάλη είναι η πιθανότητα να επιλέγει περισσότερες φορές σαν γονέας για την αναπαραγωγή απογόνων. Τότε αναπαράγει γενετικά τον πληθυσμό χρησιμοποιώντας την μέθοδο, επιβίωσης και αναπαραγωγής των καταλληλότερων, του δαρβίνου. Με το πέρασμα πολλών γενεών αναπαράγονται πλέον πληθυσμοί που είναι ακόμα πιο κατάλληλοι για την επίλυση του προβλήματος. Τα άτομα που προκύπτουν στον ενδιάμεσο πληθυσμό από το πρώτο βήμα αντικαθιστούν όλα ή ένα μέρος των ατόμων στον αρχικό πληθυσμό. Η αντικατάσταση γίνεται με δύο τρόπους, ο πρώτος τρόπος επιβάλλει την ολική γενεαλογική αντικατάσταση (generational replacement model) και ο δεύτερος τρόπος την σταθερή γενεαλογική αντικατάσταση. Στον πρώτο τρόπο της ολικής αντικατάστασης, ο ενδιάμεσος πληθυσμός έχει το ίδιο μέγεθος με τον αρχικό πληθυσμό, που ανανεώνει ολόκληρο τον πληθυσμό σε μια γενεά ενώ στον δεύτερο τρόπο της σταθερής αντικατάστασης ο ενδιάμεσος πληθυσμός έχει πολύ μικρότερο μέγεθος από τον αρχικό πληθυσμό. Στην σταθερή αντικατάσταση, ο απόγονος δεν αντικαθιστά απαραίτητα τους γονείς του αλλά μπορεί να πάρει τη θέση οποιονδήποτε άλλων ατόμων. Η εκτέλεση ολοκληρώνεται μετά από ένα προκαθορισμένο αριθμό γενεών.

1.1.2 Πλεονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων

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

1. Μπορούν να λύσουν δύσκολα προβλήματα γρήγορα και αξιόπιστα. Ένας από τους σημαντικούς λόγους χρήσης των ΓΑ είναι η μεγάλη τους αποδοτικότητα. Τόσο η θεωρία, όσο και η πράξη έχουν δείξει ότι προβλήματα που έχουν πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες, λύσεις μπορούν να αντιμετωπιστούν καλύτερα από ΓΑ. Είναι δε αξιοσημείωτο ότι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις και καθιστούν ανεπαρκείς άλλες μεθόδους στην εύρεση των ακροτάτων τους, για τους ΓΑ αυτές οι διακυμάνσεις δεν αποτελούν σημεία δυσχέρειας.
2. Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τα υπάρχοντα μοντέλα και συστήματα. Οι ΓΑ προσφέρουν το σημαντικό πλεονέκτημα της χρήσης τους με προσθετικό τρόπο στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται σήμερα, μη απαιτώντας την επανασχεδιάσή τους. Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τον υπάρχοντα κώδικα, χωρίς μεγάλο κόπο. Αυτό συμβαίνει, διότι χρησιμοποιούν μόνο πληροφορίες της διαδικασίας ή συνάρτησης που πρόκειται να βελτιστοποιήσουν, δίχως να ενδιαφέρει άμεσα ο ρόλος της μέσα στο σύστημα ή η όλη δομή του συστήματος.
3. Είναι εύκολα επεκτάσιμοι και εξελίξιμοι. Όπως θα γίνει σαφές στα επόμενα κεφάλαια, οι ΓΑ δεν αντιστέκονται σε αλλαγές, επεκτάσεις και μετεξελίξεις, ανάλογα με την κρίση του σχεδιαστή. Σε πολλές εφαρμογές, έχουν αναφερθεί λειτουργίες των ΓΑ, που δεν είναι αντιγραμμένες από τη φύση ή που έχουν υποστεί σημαντικές αλλαγές, πάντα προς όφελος της απόδοσης. Παραλλαγές στο βασικό σχήμα δεν είναι απλά ανεκτές, αλλά σε ορισμένες περιπτώσεις επιβάλλονται.
4. Μπορούν να συμμετέχουν σε υβριδικές μορφές με άλλες μεθόδους. Αν και η ισχύς των ΓΑ είναι μεγάλη, σε μερικές ειδικές περιπτώσεις προβλημάτων, όπου άλλες μέθοδοι συμβαίνει να έχουν πολύ υψηλή αποδοτικότητα, λόγω εξειδίκευσης, υπάρχει η δυνατότητα χρησιμοποίησης ενός υβριδικού σχήματος ΓΑ με άλλη μέθοδο. Αυτό είναι αποτέλεσμα της μεγάλης ευελιξίας των ΓΑ.
5. Εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο. Το χαρακτηριστικό, που τους εξασφαλίζει αυτό το πλεονέκτημα, είναι η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων που καθορίζουν την επιλογή μέσα στο τεχνικό περιβάλλον. Έτσι, ΓΑ μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην επίλυση μαθηματικών εξισώσεων, στην εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων και σε πολλούς άλλους τομείς.
6. Δεν απαιτούν περιορισμούς στις συναρτήσεις που επεξεργάζονται. Ο κύριος λόγος που καθιστά τις παραδοσιακές μεθόδους δύσκαμπτες και ακατάλληλες για πολλά προβλήματα είναι η απαίτησή τους για ύπαρξη περιορισμών, όπως ύπαρξη παραγώγων, συνέχεια, όχι «θορυβώδεις» συναρτήσεις κτλ. Τέτοιου είδους ιδιότητες είναι αδιάφορες για τους ΓΑ πράγμα που τους κάνει κατάλληλους για μεγάλο φάσμα προβλημάτων.
7. Δεν ενδιαφέρει η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας. Η μόνη «επικοινωνία» του ΓΑ με το περιβάλλον του είναι η αντικειμενική συνάρτηση.

Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από τη σημασία του προβλήματος. Βέβαια αυτό δε σημαίνει ότι δεν υπάρχουν άλυστα προβλήματα για τους ΓΑ Όπου όμως, δεν τα καταφέρνουν, η αιτία είναι η φύση του χώρου που ερευνούν και όχι το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος.

8. Έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού. Οι ΓΑ σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή είναι της τάξεως , δηλαδή 10 άτομα αντιπροσωπεύουν περίπου 1000. Είναι, λοιπόν, προφανές ότι μπορούν να καλύψουν με αποδοτικό ψάξιμο μεγάλους χώρους σε μικρούς χρόνους
9. Είναι η μόνη μέθοδος που κάνει ταυτόχρονα εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης και εκμετάλλευση της ήδη επεξεργασμένης πληροφορίας. Ο συνδυασμός αυτός σπάνια συναντάται σε οποιαδήποτε άλλη μέθοδο. Με το τυχαίο ψάξιμο γίνεται καλή εξερεύνηση του χώρου, αλλά δεν γίνεται εκμετάλλευση της πληροφορίας. Αντίθετα, με την αναζήτηση με μικρά άλματα στη συνάρτηση (hillclimbing) γίνεται καλή εκμετάλλευση της πληροφορίας, αλλά όχι καλή εξερεύνηση. Συνήθως τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι ανταγωνιστικά και το επιθυμητό είναι να συνυπάρχουν και τα δύο προς όφελος της όλης διαδικασίας. Οι ΓΑ επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς.

1.1.3 Μειονεκτήματα γενετικών αλγορίθμων

Παρά τη μεγάλη τους χρησιμότητα σε πολλές εφαρμογές της καθημερινής ζωής, οι ΓΑ έχουν και κάποια σοβαρά μειονεκτήματα, τα οποία θα μπορούσαν να σταθούν εμπόδιο στην ολοένα και μεγαλύτερη εξάπλωση αυτής της τεχνολογίας. Τα σημαντικότερα από αυτά είναι τα εξής:

1. Προβλήματα εξοικείωσης με τη Γενετική. Για την κατανόηση των ΓΑ δεν απαιτούνται γνώσεις γενετικής ή Βιολογίας. Οι ΓΑ μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο κάποιες διαδικασίες που παρατηρούνται στη φύση, χωρίς να ενδιαφέρει σε μεγάλο βαθμό λεπτομέρεια η λειτουργία τους και χωρίς να είναι απαραίτητο το γνωστικό υπόβαθρο που έχουν οι βιολόγοι για να μελετήσουν αυτά τα φαινόμενα. Οι όροι είναι δανεισμένοι από τη

Βιολογία με σκοπό την καλύτερη εισαγωγή και κατανόηση του θέματος κι όχι την παραπομπή του μελετητή στα άγνωστα πεδία μίας ξένης επιστήμης. Επιπλέον, η εξέλιξη των ΓΑ δεν είναι συνυφασμένη με την αντίστοιχη εξέλιξη των θεωριών της Βιολογία. Το αρχικό μοντέλο είναι δανεισμένο από εκεί, όμως η εφαρμογή στα Τεχνικά Συστήματα έγινε με πλήθος διαφοροποιήσεων και προσαρμοσέων, με στόχο πάντα τη βελτίωση της απόδοσης.

2. Το πρόβλημα του χρόνου. Ο μεγάλος αριθμός αξιολογήσεων καταλληλότητας όπως κι η τυχόν πολυπλοκότητα της συνάρτησης αποτίμησης, ακριβώς επειδή αυτή υπολογίζεται για κάθε χρωμόσωμα κάθε γενιάς, συνεπάγεται σημαντικό υπολογιστικό χρόνο.
3. Η αδυναμία παροχής εγγυήσεων εύρεσης της βέλτιστης λύσης. Αυτό σημαίνει ότι τις περισσότερες φορές δεν υπάρχει βεβαιότητα ότι ο ΓΑ έδωσε την καλύτερη δυνατή λύση στο εκάστοτε πρόβλημα

2. Η Δομή ενός γενετικού αλγορίθμου



Πριν απο την εκτέλεση ενός αλγορίθμου πρέπει:

- ❑ Πρέπει να γίνει η κατάλληλη κωδικοποίηση του χρωμοσώματος για το συγκεκριμένο πρόβλημα

- ❑ Ορισμός καταλληλης fitness function , η οποία αποδίδει βαθμό καταλληλότητας.Επίσης, απαιτείται ο ορισμός μιας κατάλληλης συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function), η οποία αποδίδει ένα βαθμό καταλληλότητας σε κάθε κωδικοποιημένη λύση.

Αρχικός Πληθυσμός

Πριν τη δημιουργία του αρχικού πληθυσμού αποφασίζεται η κωδικοποίηση των ατόμων του πληθυσμού.

Η κωδικοποίηση των λύσεων εξαρτάται:

- ❑ από τη φύση του προς επίλυση προβλήματος και
- ❑ τη μορφή των μεταβλητών / παραμέτρων

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι κωδικοποίησης :

- ❑ Δυαδική κωδικοποίηση (binary encoding)
- ❑ Κωδικοποίηση μετάθεσης (permutation encoding)
- ❑ Κωδικοποίηση δέντρου (tree encoding)
- ❑ Κωδικοποίηση τιμών (value encoding)

Εμείς στο παράδειγμα μας χρησιμοποιούμε την δυαδική κωδικοποίηση στην οποία το χρωμόσωμα παίρνει τιμές 0 και 1

	Files Choosed
Chrome 1	0 1 1 0 1 0 0 0 0 1
Chrome 2	0 1 1 0 1 0 0 0 1 1

Υπολογισμός Καταλληλότητας

- ❑ Η καταλληλότητα των χρωμοσωμάτων υπολογίζεται μέσω της εφαρμογής μιας συνάρτησης καταλληλότητας,
 - ❑ που ποσοτικοποιεί την αποτελεσματικότητα της υποψηφίας λύσης,
 - ❑ η οποία αναπαριστάνεται από το συγκεκριμένο χρωμόσωμα.
- ❑ Η ακριβής μορφή της συνάρτησης καταλληλότητας εξαρτάται από το συγκεκριμένο πρόβλημα
- ❑ Ανάλογα με την τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας τα χρωμοσώματα του πληθυσμού

ταξινομούνται από το «πλέον κατάλληλο» προς το «λιγότερο κατάλληλο»

	Files Choosed	Υπολογισμος Καταλληλοτητας
Chrome 1	0 1 1 0 1 0 0 0 0 1	1923 Καταλληλη
Chrome 2	0 1 1 0 1 0 0 0 1 1	2103 ακατάλληλη

Υπεράτομα

- ❑ Σε κάποια προβλήματα οι τιμές της συνάρτησης καταλλθλότητας των χρωμοσωμάτων κυμαίνονται σε πολύ μεγάλο εύρος
- ❑ Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται με την τεχνική ανάθεσης ποιότητας με βάση την τάξη, όπου, μετά την ταξινόμηση τους,
 - ❑ ο αύξων αριθμός της θέσης κάθε χρωμοσώματος στην ταξινόμηση αποτελεί και το μέτρο της ποιότητας του.
 - ❑ Ετσι αποφεύγεται η δημιουργία χρωμοσωμάτων που λειτουργούν ως υπεράτομα

Επιλογή

- ❑ Υπολογιστικός πειραματισμός έδειξε ότι η επιλογή των γονέων δεν πρέπει να βασίζεται αποκλειστικά στα καλύτερα χρωμοσώματα κάθε γενεάς, διότι τότε μπορεί να αποκλείσει τη βέλτιστη λύση.
- ❑ Μια καλή πρακτική είναι να επιηοφν και λιγότερο καλά χρωμοσώματα, είναι να διασφαλίζεται η μετάδοση της γενετικής τους πληροφορίας.
- ❑ Πάντως κατά κανόνα μια μέθοδος επιλογής επιδιώκει περισσότερους απογόνους για τα καλύτερα χρωμοσώματα.

Έχουν προταθεί και αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι επιλογής που χωρίζονται σε:

- ❑ στοχαστικές (stochastic) και
- ❑ αιτιοκρατικές (deterministic)

είδη επιλογών:

- ❑ επιλογή του καλύτερου συζύγου (deterministic)
- ❑ επιλογή ρουλέτας(stochastic)

Διασταύρωση

- ❑ Μετά την επιλογή των γονέων προς αναπαραγωγή νέων χρωμοσωμάτων εφαρμόζεται ο τελεστής της διασταύρωσης.
- ❑ Σκοπός της διασταύρωσης είναι η ανάμιξη γενετικών χαρακτηριστικών (βλ. γονιδίων) των γονέων, είναι να δημιουργηθεί μία νέα γενεά χρωμοσωμάτων με το συνδυασμό χαρακτηριστικών των γονέων.
- ❑ Η διασταύρωση δεν εφαρμόζεται σε όλα τα ζεύγη των επιλεγμένων για αναπαραγωγή ατόμων, αλλά γίνεται μια τυχαία επιλογή με πιθανότητα διασταύρωσης P_c .
- ❑ Αν η διασταύρωση δεν εφαρμοστεί, τότε οι γόνοι παράγονται απλώς με επανάληψη των γονέων, δλδ. οι γονείς αντιγράφονται στην επόμενη γενεά.
- ❑ Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι διασταύρωσης.
 - ❑ Κριτήριο για την επιλογή της μεθόδου που θα χρησιμοποιηθεί αποτελεί
 - ❑ το είδος του προβλήματος
 - ❑ και το είδος της εφαρμοζόμενης κωδικοποίησης.

Μεθοδοι διασταυρωσης

- ❑ διασταύρωση πολλαπλών σημείων
- ❑ διασταύρωση αριθμητική
- ❑ διασταύρωση ομοιόμορφη

Μεταλλαξη

Ο δεύτερος τελεστής που εφαρμόζεται στα χρωμοσώματα του πληθυσμού είναι η μετάλλαξη.

- ❑ Πρόκειται για μία διαδικασία που εμφανίζεται στους ζωντανούς οργανισμούς, με βάση την οποία, υπό ειδικές συνθήκες του περιβάλλοντος, παρατηρείται μία τυχαία αλλαγή σε κάποια χρωμοσώματα.
- ❑ Στην περίπτωση των ΓΑ η εφαρμογή του τελεστή της μετάλλαξης γίνεται με μία τυχειότητα όσον αφορά τόσο το χρωμόσωμα, όσο και το γονίδιο στο οποίο θα εφαρμοστεί.
- ❑ Συγκεκριμένα, με βάση μία πιθανότητα μετάλλαξης P_m , επιλέγονται τυχαία τα χρωμοσώματα τα οποία θα μεταλαχτούν.
- ❑ Για παράδειγμα παράγεται ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0,1]$ για κάθε χρωμόσωμα, ο οποίος αν είναι μικρότερος από την πιθανότητα μετάλλαξης P_m , τότε και μόνο τότε εφαρμόζεται μετάλλαξη σε αυτό το χρωμόσωμα.
- ❑ Στη συνέχεια, πάλι τυχαία, κάποιο γονίδιο του χρωμοσώματος μπορεί να μεταβληθεί, δλδ. να

αλλάξει τιμή, π.χ. από 0 σε 1, αν χρησιμοποιείται η δυαδική αναπαράσταση του χρωμοσώματος.

Ελιτισμός

- ❑ Εκτός από τους προαναφερθέντες τελεστές της διασταύρωσης και της μετάλλαξης δημοφιλής είναι ένας επιπλέον τελεστής, ο ελιτισμός (elitism):
- ❑ Ένας προκαθορισμένος αριθμός χρωμοσωμάτων που κρίνονται ως τα «πλέον κατάλληλα», επαναλαμβάνονται αυτούσια στο νέο πληθυσμό.

Επανατοποθέτηση

- ❑ Μετά την εφαρμογή των προαναφερθέντων τελεστών παράγονται νέα χρωμοσώματα με σκοπό την επανατοποθέτηση τους στον παλαιό πληθυσμό, ώστε να δημιουργηθεί ένας νέος πληθυσμός υποψηφίων λύσεων.
- ❑ Νέα χρωμοσώματα αντικαθιστούν παλαιά χρωμοσώματα στον πληθυσμό διατηρώντας, τυπικά, σταθερό το μέγεθος του πληθυσμού.
- ❑ Με την επανατοποθέτηση των νέων χρωμοσωμάτων και το σχηματισμό του νέου πληθυσμού ολοκληρώνεται μία επανάληψη του ΓΑ που ονομάζεται γενεά
- ❑ Ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται εκ νέου, μέχρι να ικανοποιηθεί ένα από τα ακόλουθα δύο κριτήρια τερματισμού:
 - ❑ προκαθορισμένος αριθμός γενεών και
 - ❑ προκαθορισμένη ακρίβεια βελτιστοποίησης της αντικειμενικής συνάρτησης.

3.Εφαρμογη Matlab

3.1. Τι είναι το *optimtool*

Το *optimtool* της matlab παρέχει διάφορους τρόπους λύσης και βελτιστοποίησης για την εύρεση μέγιστης ή ελάχιστης τιμής ενός προβλήματος. Μας επιτρέπει να βρούμε τα βέλτιστα σχέδια, να ελαχιστοποιήσουμε τον κίνδυνο για οικονομικές εφαρμογές, και να βελτιστοποιήσετε τη λήψη αποφάσεων.

3.2. Δημιουργια *Fitness Function*

Για την επίλυση του προβλήματος μας στο matlab αρχικά δημιουργήσαμε την *Fitness Function* η οποία ουσιαστικά είναι μία υποψία λύση για το πρόβλημα μας. Έτσι, η *Fitness function* αποτελείται από :

- ❑ τα χρωμοσώματα(chrome) τα οποία αναπαριστούν μία υποψήφια λύση
- ❑ τα files τα οποία είναι τα αρχεία που είναι να εισάγουμε στον δίσκο
- ❑ Τον αριθμό δίσκων d
- ❑ Το diskcapacity που είναι η χωρητικότητα του δίσκου/ων που εκφράζεται ως $\text{diskcapacity} = d * 1000$ όπου 1000 η χωρητικότητα κάθε δίσκου
- ❑ Η fitness function έχει την μορφή $F = \text{diskCapacity} - (\text{sum}(\text{files} * \text{chrome}))$. Αυτό που γίνεται στην F είναι το εξής το diskcapacity παίρνει την τιμή 2000 - και μέσα στο sum γίνεται ο πολλαπλασιασμός κάθε κελιού του file με το αντίστοιχο κελί του chrome και έπειτα τα αθροίζει και τα αφαιρεί από το diskcapacity και το αποτέλεσμα που προκύπτει παει στην F .
- ❑ Τέλος έχουμε έναν περιορισμό μη αρνητικότητας που σε περίπτωση το αποτέλεσμα είναι αρνητικό προσθέτουμε μία μεγάλη τιμή ώστε να δείξουμε το αποτέλεσμα είναι ακατάλληλο

```
function F=fitnessfun(chrome)
%disp("ChromeSize: "+chrome);
files=[187 642 292 270 289 526 970 175 469 700];
d=2 ;
diskCapacity=d*1000;
result=diskCapacity-(sum(files.*chrome));
%disp("Sum: "+sum(files.*chrome));
if result>= 0
    F=result;
else
    %disp("MinValue: "+F);
    F=result+3000;
end
-end
```

3.3 Χρήση του optimtool

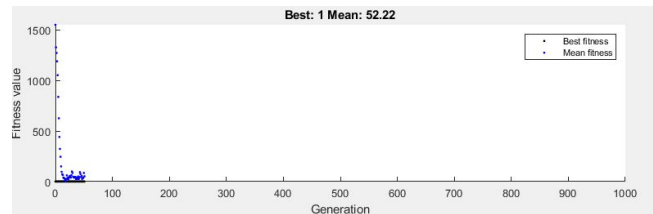
Για να χρησιμοποιήσουμε το optimtool:

- ❑ Πληκτρολογούμε optimtool command window
- ❑ Σαν τρόπο επίλυσης(solver) επιλέγουμε Genetic Algorithm(GA)
- ❑ Στο πεδίο Fitness function βάζουμε @Disk το οποίο είναι το όνομα του αρχείου που περιέχει την συνάρτηση μας
- ❑ Στο πεδίο number of variables βάζουμε τον αριθμό των μεταβλητών μας το οποίο εξαρτάται από τον αριθμό χρωμοσωμάτων ο οποίος είναι ίδιος με τον αριθμό των αρχείων μας που είναι πρὸς επιλογή δηλαδή 10
- ❑ Στο Population type επιλέγουμε την Bit string όπου παράγει τιμές 0 και 1
- ❑ Τέλος στο Plot function επιλέγουμε Best Fitness και Best individual.

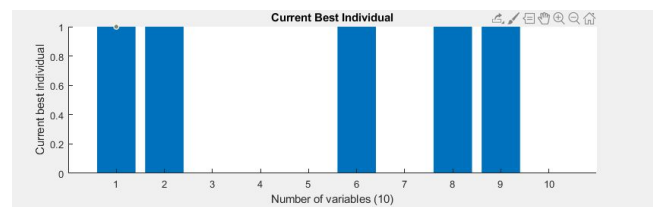
4. Αποτελέσματα και Συμπεράσματα

Ο αλγόριθμος μας εκτελείται για 51 επαναλήψεις.

Βλέπουμε ότι ξεκινάει ο αλγόριθμος μας ξεκινάει με fitness value γύρω στα 1600 και μέσα σε λίγες γενιές(generations) συγκλίνει στο 1 σαν ελάχιστη τιμή. Στη συνέχεια βλέπουμε ότι μετά την σύγκλιση αυτή δεν έχει μεγάλη διασπορά στις επόμενες γενιές η μία γενιά στην άλλη. Ο μέσος όρος είναι γύρω στο 52.22



Στο παρακάτω γράφημα(Best individual) βλέπουμε ότι από τις 10 μεταβλητές η 1,2,6,8,9 είναι αυτές που παίρνουν την τιμή 1 δηλαδή είναι ιδανικές για την λύση του προβλήματος .



Σύμφωνα με τον παραπάνω γράφημα προκύπτει και το τελικό αποτέλεσμα(final point)το οποίο επίσης μας δείχνει ότι οι μεταβλητές 1,2,6,8,9 παίρνουν την τιμή 1 και οι 3,4,5,7,10 παίρνουν την τιμή 0.

Final point:										
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	

Εφαρμόζοντας τις παραπάνω επιλογές αρχείων στον αλγόριθμο μας έχουμε την εξής συνάρτηση $F = 2000 - (187 + 642 + 526 + 175 + 469) = 2000 - 1999 = 1$

Συνοψίζοντας τα κατάλληλα αρχεία για να είναι όσο τον δυνατόν πιο πλήρης ο δίσκος μας είναι οι μεταβλητες-κελια 1,2,6,8,9 με τιμές αντίστοιχα 187,642,526,175,469.

5.Βιβλιογραφία

- [1]<http://aibook.csd.auth.gr/include/slides/Chap07.pdf>
- [2]<http://ikee.lib.auth.gr/record/114616/files/ptuxiaki.pdf>
- [3]http://www.icsd.aegean.gr/lecturers/kavallieratou/NN&EP_files/pli31c.pdf

[4]http://ir.lib.uth.gr/bitstream/handle/11615/37355/GL_lib-exact_0075.pdf?sequence=1&isAllowed=y

[5]<https://eclass.upatras.gr/modules/document/file.php/CIV1756/2-Genetic%20Algorithms%20%28GA%29.pdf>

[6]http://mycourses.ntua.gr/courses/PSTGR1031/document/2017/Lecture_GeneticAlgorithms_Hydroinf_2017.pdf

[7]<http://dspace.lib.ntua.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/42721/%CE%93%CE%95%CE%9D%CE%95%CE%A4%CE%99%CE%9A%CE%9F%CE%A3%20%CE%91%CE%9B%CE%93%CE%9F%CE%A1%CE%99%CE%98%CE%9C%CE%9F%CE%A3.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

[8]https://moodle.teithe.gr/pluginfile.php/98102/mod_resource/content/0/IS_2019_20_lecture_10_11_igeorg.pdf