Τ.Ε.Ι. ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΠΡΟΗΓΜΕΝΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΥΤΟΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΗΣ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑΣ ΩΡΟΛΟΓΙΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ ΜΑΘΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΥΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥΣ

Πτυχιακή εργασία του ΠΑΣΧΑΛΗ ΠΟΥΛΙΔΗ
Εισηγητής: ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ ΑΔΑΜΙΔΗΣ

Σίνδος 1999

Ευχαριστώ θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κο Π. Αδαμίδη για την αμέριστη βοήθειά του, καθ' όλη την πορεία της παρούσας εργασίας. Ακόμη θέλω να ευχαριστήσω την κα Β. Παγιαλή για τη βοήθειά της στην επιμέλεια των κειμένων, καθώς επίσης τους φίλους και συνεργάτες που με στήριξαν και με βοήθησαν ο καθένας με το δικό του τρόπο.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ **5**

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ **6**

2. ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ **9**

2.1. Εισαγωγη 9
2.2. Βιολογικο υποβαθρο 10
2.3. Ενας απλος εξελικτικος αλγοριθμος 11
2.4. Βασικα Μοντελα Εξελικτικων Αλγοριθμων 12
2.5. Εφαρμογες 13
2.6. Πλεονεκτηματα – Μειονεκτηματα 15

3. ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΙ ΑΥΤΟΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΟ ΩΡΟΛΟΓΙΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ **16**

3.1. Εισαγωγη 16
3.2. Παρουσα κατασταση - Ειδη ωρολογιων προγραμματων 16
3.3. Τεχνικες υλοποιησης 18
3.4. Παραδειγματικες εφαρμογες 20

4. ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ **21**

4.1. Περιγραφη του προβληματος 21
4.2. Παραμετροι του προβληματος 21
4.3. Περιορισμοι 21

5. ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ **23**

5.1. Γενικα 23
5.2. Ο Εξελικτικος Αλγοριθμος 23
5.2.1. Αναπαράσταση *24*
5.2.2. Μηχανισμός Επιλογής *25*
5.2.3. Γενετικοί τελεστές *26*
5.2.4. Συνάρτηση αξιολόγησης *27*
5.2.5. Τοπικά βέλτιστα και επαναρχικοποίηση *27*
5.3. Η Βαση Δεδομενων 29
5.4. Παρακολουθηση της εξελιξης 29
5.5. Αλληλεπιδραση με το χρηστη 30
5.6. Σχεδιασμος του εξελικτικου αλγοριθμου 31
5.7. Βελτιωσεις – Προτασεις 31

6. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ **33**

6.1. Γενικα 33
6.2. Η δομη του εξελικτικου αλγοριθμου 33

6.3. Η ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ 35

7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ 37

7.1. ΓΕΝΙΚΑ 37
7.2. ΤΑ ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ 37
7.3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ 38

8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 41

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 43

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α' - ΕΓΧΕΙΡΙΔΙΟ ΧΡΗΣΗΣ 45

Α.1. ΑΠΑΙΤΗΣΕΙΣ 45
Α.2. Η ΦΙΛΟΣΟΦΙΑ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ 45
Α.4. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΗΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ 46
Α.4.1. Επεξεργασία εγγραφών 46
Α.4.2. Αίθουσες, Εξάμηνα 46
Α.4.3. Καθηγητές 46
Α.4.4. Μαθήματα 46
Α.5. ΟΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ 47
Α.6. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ 47
Α.6.1. Γενικές παράμετροι 48
Α.6.2. Γενετικοί τελεστές 48
Α.6.3. Παράμετροι προσαρμογής 49
Α.6.4. Επιλογή (Selection) 50
Α.6.5. Λοιπές παράμετροι 50
Α.7. ΕΛΕΓΧΟΣ ΤΟΥ ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ 51
Α.8. ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΤΩΝ ΒΑΡΩΝ 51
Α.9. ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ - ΡΑΒΔΟΓΡΑΜΜΑ 52
Α.10. ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ 52
Α.11. Ο ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΤΗΣ ΛΥΣΕΩΝ 53

ΠΑΡΑΤΗΜΑ Β' – ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΕΛΕΣΕΩΝ 56

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, μιμούμενοι τις αρχές που διέπουν τη φυσική εξέλιξη των ειδών, έχουν χρησιμοποιηθεί με μεγάλη επιτυχία για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο. Μέσα στο πεδίο δράσης τους περιλαμβάνεται και το πρόβλημα της δημιουργίας του αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος μαθημάτων, το οποίο αφορά την ανάθεση ενός συνόλου διαθέσιμων πόρων με τρόπο ώστε να πληρούνται κάποιοι προκαθορισμένοι περιορισμοί.

Στόχος της εργασίας είναι η υλοποίηση ενός εξελικτικού αλγορίθμου για την επίλυση του προβλήματος δημιουργίας του ωρολογίου προγράμματος μαθημάτων του τμήματος Πληροφορικής του ΤΕΙΘ. Στα πλαίσια αυτής της προσπάθειας, αναπτύχθηκαν προηγμένες μέθοδοι βελτιστοποίησης της απόδοσης του εξελικτικού αλγορίθμου, με σημαντικότερη αυτή της αλληλεπίδρασής του με το χρήστη. Σε προγραμματιστικό επίπεδο, η εργασία προσπαθεί να θέσει τις βάσεις για την περαιτέρω ανάπτυξη μελλοντικών λογισμικών εφαρμογών πάνω στο θέμα αυτό.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ανέκαθεν η κοινωνία της πληροφορικής έκανε προσπάθειες να προσομοιώσει και να μιμηθεί τις αξιοθαύμαστες ικανότητες-λειτουργίες του ανθρώπου και της φύσης γενικότερα με στόχο την επίλυση δύσκολων προβλημάτων. Στα πλαίσια αυτής της αντιμετώπισης δημιουργήθηκαν και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, οι οποίοι μιμούμενοι τη φυσική εξέλιξη των ειδών (όπως αυτή περιγράφεται από τον Δαρβίνο), βρήκαν εφαρμογή σε διάφορους τομείς με μεγάλη επιτυχία. Ένα από τα προβλήματα στα οποία χρησιμοποιήθηκαν είναι και αυτό του αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος.

Το αυτοματοποιημένο ωρολόγιο πρόγραμμα αφορά τη διαδικασία ανάθεσης κάποιων διαθέσιμων πόρων (π.χ. αίθουσες, καθηγητές, μαθήματα) σε χρονικές περιόδους, με τρόπο ώστε είτε να πληρούνται κάποιοι προκαθορισμένοι περιορισμοί είτε η ανάθεση αυτή να είναι αποδοτική ανάλογα με το είδος του ωρολογίου προγράμματος. Το πρόβλημα είναι αρκετά δύσκολο κυρίως λόγω του μεγάλου χώρου αναζήτησης (search space) και στις περισσότερες περιπτώσεις και του μεγάλου όγκου των δεδομένων. Για την επίλυσή του χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι από διάφορους χώρους (π.χ. επιχειρησιακή έρευνα) και πρόσφατα εισήχθησαν και οι εξελικτικοί αλγόριθμοι.

Η παρούσα εργασία ασχολείται με τη χρήση εξελικτικών αλγορίθμων ως μέθοδο επίλυσης του προβλήματος δημιουργίας πανεπιστημιακών ωρολογίων προγραμμάτων και πιο συγκεκριμένα του ωρολογίου προγράμματος μαθημάτων του τμήματος Πληροφορικής του Τ.Ε.Ι. Θεσσαλονίκης. Σκοπός της εργασίας είναι η ανάπτυξη μιας λογισμικής εφαρμογής η οποία, μέσω ενός γραφικού περιβάλλοντος διασύνδεσης, θα δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να παρακολουθεί την πορεία της εξέλιξης (με χρήση στατιστικών στοιχείων και γραφικών παραστάσεων), ενώ παράλληλα θα του επιτρέπει να αλληλεπιδρά με τον εξελικτικό αλγόριθμο και το δημιουργούμενο ωρολόγιο πρόγραμμα. Η αλληλεπίδραση παίρνει δύο μορφές:

- Πρώτον, ο χρήστης θα πρέπει να μπορεί να ορίζει δυναμικά τα βάρη των περιορισμών κατά τη διάρκεια της εξέλιξης και να ενεργοποιεί/απενεργοποιεί κατά βούληση τους περιορισμούς αυτούς.
- Δεύτερον και πιο σημαντικό, θα πρέπει να δημιουργηθεί το κατάλληλο περιβάλλον διασύνδεσης, ώστε ο χρήστης να μπορεί να επεξεργάζεται την τρέχουσα καλύτερη λύση (τρέχον καλύτερο ωρολόγιο πρόγραμμα), να

μεταβάλλει οποιοδήποτε χαρακτηριστικό της επιθυμεί και να την επανατοποθετεί πίσω στον πληθυσμό προς συνέχιση της εξελικτικής διαδικασίας.

Για την περαιτέρω βελτίωση της απόδοσης του εξελικτικού αλγορίθμου, η εφαρμογή δίνει τη δυνατότητα χρήσης ορισμένων εξελιγμένων μεθόδων όπως μέθοδοι τοπικής επιλογής (local selection methods), προσαρμογή γενετικών τελεστών (adaptive genetic operators) και επαναρχικοποίηση πληθυσμού.

Στο κεφάλαιο που ακολουθεί γίνεται μια προσπάθεια εισαγωγής του αναγνώστη στο χώρο των εξελικτικών αλγορίθμων (ΕΑ). Αρχικά δίνεται ένας ορισμός του τι είναι εξελικτικός αλγόριθμος και ποιος ο τρόπος δράσης του. Έπειτα παρατίθεται το βιολογικό υπόβαθρο στο οποίο στηρίζονται και ακολουθεί ένα παράδειγμα ενός απλού εξελικτικού αλγορίθμου. Εν συνεχεία, περιγράφονται τα βασικότερα μοντέλα εξελικτικών αλγορίθμων και ακολουθεί μια λίστα με αντιπροσωπευτικά δείγματα εφαρμογής αυτών. Τέλος γίνεται μια αξιολόγηση των εξελικτικών αλγορίθμων με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια προσπάθεια παρουσίασης της σχέσης μεταξύ αυτοματοποιημένων ωρολογίων προγραμμάτων και εξελικτικών αλγορίθμων, μέσα από τις εργασίες διαφόρων ερευνητών. Αρχικά γίνεται μια διάκριση των διαφόρων κατηγοριών ωρολογίων προγραμμάτων και σχολιάζεται ο βαθμός συμμετοχής των ΕΑ σε κάθε μία από αυτές. Ακολουθούν κάποιες μέθοδοι υλοποίησης εξελικτικών αλγορίθμων μαζί με τις δυσκολίες και τα προβλήματα που αυτές αντιμετωπίζουν. Στο τέλος καταγράφονται ορισμένες εφαρμογές οι οποίες επιλύουν προβλήματα αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος και έχουν δουλέψει στην πράξη με επιτυχία.

Ακολουθεί το τέταρτο κεφάλαιο στο οποίο περιγράφεται το πρόβλημα το οποίο κλήθηκε να επιλύσει ο αλγόριθμος της εργασίας, αναλύοντας τις ιδιαιτερότητες του προβλήματος και παραθέτοντας τους περιορισμούς που πρέπει να πληρούνται.

Στο πέμπτο κεφάλαιο αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο υλοποιήθηκε ο εξελικτικός αλγόριθμος της εργασίας. Περιγράφεται η δομή ενός ατόμου το οποίο αντιπροσωπεύει ένα ωρολόγιο πρόγραμμα, ο τρόπος με τον οποίο εφαρμόσθηκαν οι γενετικοί τελεστές καθώς και ο τρόπος υλοποίησης της συνάρτησης αξιολόγησης. Στην συνέχεια αναλύονται τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά της εφαρμογής: Περιγράφεται η βάση δεδομένων της εφαρμογής, οι δυνατότητες παρακολούθησης της εξέλιξης και το πώς ο χρήστης αλληλεπιδρά με τον αλγόριθμο. Το κεφάλαιο τελειώνει με κάποιες προτάσεις για τη βελτίωση της εφαρμογής.

Στο έκτο κεφάλαιο περιγράφεται ο σχεδιασμός της εφαρμογής σε επίπεδο προγραμματισμού και δίνονται τα πλεονεκτήματα που αυτός έχει. Αναλύεται η δομή του εξελικτικού αλγορίθμου, περιγράφοντας της κλάσεις και τη βασική διαδικασία εξέλιξης, καθώς και το πώς αυτός συνεργάζεται με την όλη εφαρμογή.

Τα δύο τελευταία κεφάλαια της εργασίας ασχολούνται με ορισμένες πειραματικές εκτελέσεις της εφαρμογής, που έχουν γίνει με σκοπό την αξιολόγηση των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν. Στο έβδομο κεφάλαιο περιγράφονται τα πειράματα που έγιναν με τις διάφορες παραμέτρους που χρησιμοποιήθηκαν. Επίσης παρουσιάζονται και τα αποτελέσματα που πήραμε από τις εκτελέσεις, επεξεργασμένα με τη μορφή γραφικών παραστάσεων. Τα ακατέργαστα αποτελέσματα δίνονται στο παράρτημα Β. Το όγδοο και τελευταίο κεφάλαιο, σχολιάζει και αξιολογεί τα αποτελέσματα των πειραμάτων επιχειρώντας την εξαγωγή συμπερασμάτων μέσα από αυτά και εισάγει ορισμένες προτάσεις για τη περαιτέρω βελτίωση του εξελικτικού αλγορίθμου.

2. ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

2.1. 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 τη μοντελοποίηση του εγκεφάλου, τη 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 το χώρο της βιολογίας. Η μοντελοποίηση του εγκεφάλου οδήγησε στην ανάπτυξη του χώρου των "*νευρωνικών δικτύων*" (*neural networks*), η μίμηση των διαδικασιών μάθησης οδήγησε στη "*μηχανική μάθηση*" (*machine learning*) και η προσομοίωση της φυσικής εξέλιξης στην ανάπτυξη των "*εξελικτικών αλγορίθμων*" (*evolutionary algorithms*).

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (ΕΑ) χρησιμοποιούν υπολογιστικά μοντέλα εξελικτικών διαδικασιών ως 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 τη 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 της 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.

Πιο συγκεκριμένα, οι ΕΑ διατηρούν έναν **πληθυσμό ατόμων** (population of individuals) από πιθανές λύσεις ενός συγκεκριμένου προβλήματος, τον οποίο εξελίσσουν σύμφωνα με κάποιους κανόνες **επιλογής** (selection rules) και κάποιους **τελεστές** (operators), όπως **ανασυνδυασμός** (recombination) και **μετάλλαξη** (mutation). Ο ανασυνδυασμός και η μετάλλαξη διαταράσσουν τη δομή των ατόμων παρέχοντας δυνατότητες διερεύνησης του χώρου λύσεων. Η συνεχής βελτίωση των ατόμων οφείλεται στην επιλογή, η οποία υπακούει στον κανόνα της επιβίωσης του ικανότερου, κατά τον οποίο

τα άτομα που επιλέγονται προς αναπαραγωγή τείνουν να είναι εκείνα με τα καλύτερα χαρακτηριστικά. Οι ΕΑ είναι αρκετά πολύπλοκοι, έτσι ώστε να παρέχουν εύρωστους και αποτελεσματικούς μηχανισμούς αναζήτησης παρόλο που φαίνονται πολύ απλοϊκοί από την πλευρά ενός βιολόγου.

Η θεωρία τους προτάθηκε στις αρχές της δεκαετίας του '60 από τον John Holland στο βιβλίο ορόσημο «Adaptation in Natural and Artificial Systems» [14]. Ακολούθησαν οι εργασίες των De Jong, Goldberg [12] και άλλων οι οποίες βοήθησαν στην εντυπωσιακή εξάπλωση των ΕΑ, η οποία συνεχίζεται με αμείωτο ρυθμό έως και σήμερα.

2.2. Βιολογικό υπόβαθρο

Κάθε ζωντανός οργανισμός αποτελείται από κύτταρα και κάθε κύτταρο περιέχει ένα ή περισσότερα **χρωμοσώματα** (chromosomes) τα οποία αποτελούν ακολουθίες DNA, οι οποίες λειτουργούν ως προσχέδιο ανάπτυξης του οργανισμού. Ένα χρωμόσωμα διαιρείται σε **γονίδια** (genes), μικρότερα κομμάτια πληροφορίας, καθένα από τα οποία κωδικοποιεί και ένα χαρακτηριστικό του οργανισμού (π.χ. χρώμα ματιών). Οι διάφορες τιμές που μπορεί να πάρει ένα γονίδιο καλούνται **τιμές χαρακτηριστικών** (alleles, π.χ. γαλανά, καστανά, πράσινα μάτια).

Το σύνολο των χρωμοσωμάτων που περιγράφει πλήρως έναν οργανισμό και υπάρχει απαράλλαχτο σε κάθε κύτταρό του, καλείται **γονότυπος** (genotype) του οργανισμού. Από την πλευρά των φυσικών χαρακτηριστικών, **φαινότυπος** (phenotype) καλείται το σύνολο των χαρακτηριστικών που ο γονότυπος προσδίδει σε έναν οργανισμό.

Κατά τη σεξουαλική αναπαραγωγή δύο οργανισμών λαμβάνει χώρα η διαδικασία του **ανασυνδυασμού** (recombination) κατά την οποία έχουμε τυχαία ανταλλαγή γονιδίων μεταξύ των χρωμοσωμάτων, με αποτέλεσμα ο νέος οργανισμός να κληρονομεί χαρακτηριστικά και από τους δύο γονείς. Τα γονίδια του νέου οργανισμού περιστασιακά υπόκεινται σε **μεταλλάξεις** (mutations), δηλαδή τυχαίες μεταβολές των τιμών τους, προσδίδοντας έτσι στον οργανισμό νέα χαρακτηριστικά.

Κάθε οργανισμός χαρακτηρίζεται με ένα μέτρο της βιωσιμότητάς του, της ικανότητάς του δηλαδή να επιβιώσει και να αναπαράγει γόνους. Το μέτρο αυτό ονομάζεται **ποιότητα** (fitness) του οργανισμού και αποτελεί στοιχειώδες χαρακτηριστικό αυτού. Στο πλαίσιο της εξέλιξης, η ποιότητα ενός ατόμου μετριέται μόνο έμμεσα μέσω του ρυθμού βελτίωσής του σε σύγκριση με τα άλλα άτομα του πληθυσμού.

2.3. Ένας απλός εξελικτικός αλγόριθμος

Το σχήμα 1 περιγράφει έναν 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.

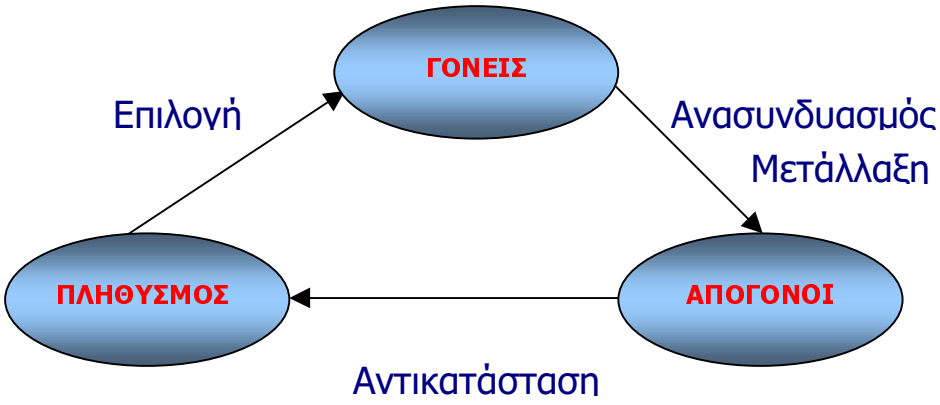
Τυπικά, ένας εξελικτικός αλγόριθμος αρχικοποιεί τον πληθυσμό του σε τυχαίες τιμές, αν και μπορεί να χρησιμοποιηθεί προηγούμενη γνώση του πεδίου εφαρμογής (εάν υπάρχει), ώστε να επηρεάσει την αρχικοποίηση του πληθυσμού. Ακολουθεί η αξιολόγηση (evaluation) του πληθυσμού αποδίδοντας αντίστοιχες τιμές ποιότητας (fitness values) σε κάθε άτομο του πληθυσμού στο συγκεκριμένο περιβάλλον. Η αξιολόγηση γίνεται μέσω της **συνάρτησης ποιότητας** - fitness function (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 απογόνων. Κατά την επιλογή των γονέων καθορίζεται ποια άτομα θα γίνουν γονείς και πόσους απόγονους/παιδιά (offsprings/children) θα αποκτήσουν.

```
procedure EA; {
      t = 0;
      initialize 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 Error! Unknown switch argument.**: 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 2 εμφανίζει τον συνήθη εξελικτικό κύκλο.



Σχήμα Error! Unknown switch argument.**: Εξελικτικός κύκλος**

2.4. Βασικά Μοντέλα Εξελικτικών Αλγορίθμων

Στο χώρο των ΕΑ έχουν κυριαρχήσει τρεις κυρίως μεθοδολογίες (κατηγορίες ΕΑ), όπως έχει ήδη αναφερθεί. Οι μεθοδολογίες αυτές περιλαμβάνουν τους **Γενετικούς Αλγορίθμους** (Genetic Algorithms), τις **Εξελικτικές Στρατηγικές** (Evolution Strategies) και τον **Εξελικτικό Προγραμματισμό** (Evolutionary Programming). Παρόλο που 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 τη μέτρηση της απόδοσης.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) αρχικά αναπτύχθηκαν από τον John Holland στις αρχές του 1960. Στόχος του Holland ήταν, πρώτον να εξηγήσει τη διαδικασία προσαρμογής των φυσικών συστημάτων και δεύτερον να σχεδιάσει υπολογιστικά συστήματα τα οποία θα ενσωμάτωναν τους σημαντικούς μηχανισμούς των φυσικών συστημάτων. Δίνουν μεγάλη έμφαση στο γονιδιακό επίπεδο της εξέλιξης, χρησιμοποιώντας κυρίως δυαδική κωδικοποίηση (αναπαράσταση ανεξάρτητη του προβλήματος). Η επιλογή των ατόμων γίνεται σύμφωνα με μία συνάρτηση πιθανότητας, η οποία βασίζεται στη σχετική ποιότητα των ατόμων του πληθυσμού. Δηλαδή όσο μεγαλύτερη είναι η ποιότητα ενός ατόμου, τόσο αυξάνει και η πιθανότητα επιλογής του προς αναπαραγωγή. Ιδιαίτερο βάρος δίνεται στον τελεστή **διασταύρωσης** (crossover) – όπως λέγεται ο ανασυνδυασμός στους ΓΑ – για την αναζήτηση νέων λύσεων, συνδυάζοντας διαφορετικά μέρη των δύο γονέων. Η αποτελεσματικότητα του τελεστή εξαρτάται από το βαθμό στον οποίο τα μέρη μιας λύσης είναι ανεξάρτητα. Ο

τελεστής μετάλλαξης εφαρμόζεται με μια πολύ μικρή πιθανότητα και έχει δευτερεύοντα ρόλο.

Οι Εξελικτικές Στρατηγικές (ΕΣ) πρώτη φορά εφαρμόστηκαν στο χώρο της πειραματικής βελτιστοποίησης και χρησιμοποιούσαν **διακριτή** (discrete) μετάλλαξη. Δουλεύουν με πραγματικές τιμές ($x \in \Re^n$) και πληθυσμό ενός ατόμου, με κύριο γενετικό τελεστή τη μετάλλαξη. Στην πορεία προστέθηκαν πολλά στοιχεία από τους Γενετικούς Αλγορίθμους, όπως ο πληθυσμός πολλών ατόμων και ο ανασυνδυασμός. Επίσης εισήχθησαν και στοιχεία **αυτο-προσαρμογής** (self-adaptation) των παραμέτρων. Οι ΕΣ μπορούν να περιγραφούν με την έκφραση $(\mu + \lambda)$, όπου μ γονείς δημιουργούν λ απογόνους και οι μ καλύτερες λύσεις από το σύνολο γονέων και απογόνων θα αποτελέσουν τους γονείς της επόμενης γενιάς, ή με την (μ, λ) όπου οι μ καλύτερες λύσεις επιλέγονται μόνο από τους λ απογόνους και αντικαθιστούν τους παλιούς γονείς.

Ο Εξελικτικός Προγραμματισμός (ΕΠ) αρχικά προτάθηκε ως μια μέθοδος για τη βελτιστοποίηση μηχανών πεπερασμένων καταστάσεων (Fogel, Owens και Walsh 1966), οι οποίες αποτελούσαν αναγκαία προϋπόθεση για την ανάπτυξη ευφυούς συμπεριφοράς. Πιο πρόσφατα χρησιμοποιήθηκαν και σε προβλήματα βελτιστοποίησης πραγματικών αριθμών. Η διαδικασία της εξέλιξης έχει ως εξής: Ένας πληθυσμός από πιθανές λύσεις του προβλήματος υφίσταται μια τυχαία μεταβολή και επιλογή μέσα από επιτυχημένες επαναλήψεις. Σε προβλήματα με πραγματικούς αριθμούς, η μεταβολή συνήθως παίρνει τη μορφή μιας κανονικής κατανομής με μέσο μηδέν, με την τιμή διασποράς να τίθεται είτε μέσω μιας συνάρτησης αξιολόγησης λάθους γονέων είτε ως τιμή αυτο-προσαρμογής. Η μετάλλαξη δε χρησιμοποιείται στις τυπικές υλοποιήσεις του ΕΠ. Η επιλογή πραγματοποιείται βάσει πιθανοτήτων, χρησιμοποιώντας μια ανταγωνιστική διαδικασία η οποία αφήνει στις λιγότερο καλές λύσεις μια μικρή πιθανότητα να περάσουν στην επόμενη γενιά. Επίσης εγγυάται ότι η τρέχουσα καλύτερη λύση θα διατηρηθεί και στην επόμενη γενιά.

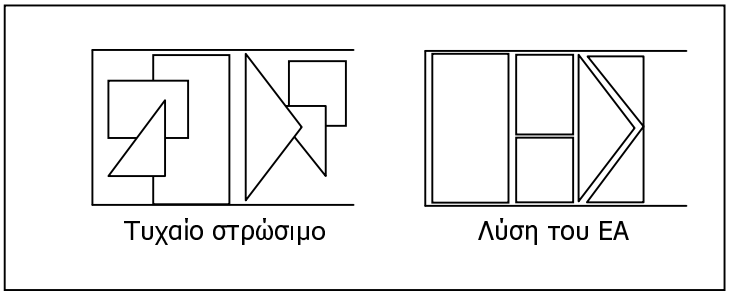
2.5. Εφαρμογές

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι λόγω της ευελιξίας τους έχουν βρει εφαρμογή σε ένα ευρύτατο φάσμα τομέων. Έχουν χρησιμοποιηθεί τόσο σε πρακτικά, όσο και σε ερευνητικά θέματα. Ακολουθεί μια σύντομη λίστα εφαρμογών.

Βελτιστοποίηση αριθμητικών συναρτήσεων. Η πιο παραδοσιακή έρευνα πάνω στους ΕΑ, έχει εστιασθεί σ' αυτόν τον τομέα. Οι ΕΑ έχουν αποδειχθεί ως υπέρτεροι των παραδοσιακών τεχνικών βελτιστοποίησης σε δύσκολες, ασυνεχείς, πολλαπλών-μοντέλων συναρτήσεις ή συναρτήσεις με θόρυβο.

Επεξεργασία εικόνας. Στις ιατρικές ακτινογραφίες και στις δορυφορικές εικόνες εμφανίζεται συχνά η ανάγκη συνδυασμού δύο εικόνων της ίδιας περιοχής, που πάρθηκαν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Συγκρίνοντας ένα τυχαίο δείγμα σημείων πάνω στις δύο εικόνες, οι ΕΑ μπορούν να βρουν, με μεγάλη επιτυχία, ένα σύνολο εξισώσεων οι οποίες μεταμορφώνουν τη μία εικόνα, ώστε να προσαρμόζεται στην δεύτερη [12].

Μια πιο ασυνήθιστη διαδικασία επεξεργασίας εικόνας, είναι αυτή της αναγνώρισης υπόπτων εγκλήματος. Οι ΕΑ αντικαθιστούν το ρόλο του παραδοσιακού συστήματος ταιριάσματος εικόνων, αλλά χρησιμοποιούν παρόμοιο σχήμα κωδικοποίησης. Παράγουν ένα πλήθος από τυχαία πρόσωπα και ο μάρτυρας επιλέγει τα δύο πιο κοντινά στο πρόσωπο του υπόπτου. Στη συνέχεια αυτά χρησιμοποιούνται για την παραγωγή των εικόνων της επόμενης γενιάς. Ο μάρτυρας λειτουργεί ως συνάρτηση αξιολόγησης και είναι σε θέση να ελέγξει τη σύγκλιση προς τη σωστή εικόνα.



Σχήμα Error! Unknown switch argument.**: Ένα πρόβλημα κοπής**

Συνδυαστική βελτιστοποίηση. Απαιτεί λύσεις σε προβλήματα που εμπλέκουν διευθετήσεις διακριτών αντικειμένων. Πρόκειται για μια εντελώς διαφορετική αντιμετώπιση του θέματος απ' αυτή της βελτιστοποίησης συναρτήσεων με διαφορετικές τεχνικές κωδικοποίησης, ανασυνδυασμού, μετάλλαξης και συνάρτησης αξιολόγησης. Η πιο συνηθισμένη συνδυαστική διαδικασία είναι το πρόβλημα του περιοδεύοντος πωλητή (travelling salesperson problem), όπου ζητούμενο είναι η εύρεση της πιο σύντομης διαδρομής για την επίσκεψη ενός πλήθους πόλεων. Οι ΕΑ έχουν καταφέρει να βρουν σχεδόν βέλτιστες λύσεις σε περιοδείες με εκατοντάδες πόλεις. Τα προβλήματα κοπής (Cutting stock problems) (βλέπε σχήμα 3) και συσκευασίας (Bin packing) βρίσκουν πολλές εφαρμογές στη βιομηχανία και έχουν μελετηθεί ευρέως. Στενά συνδεδεμένα μ' αυτά, είναι τα προβλήματα χρονοδρομολόγησης και ωρολογίων προγραμμάτων. Το ζητούμενο είναι η αποδοτική ανάθεση κάποιων πόρων (π.χ. μηχανών, ανθρώπινο δυναμικό, αίθουσες), για την εκτέλεση κάποιων εργασιών, όπως η κατασκευή μηχανικών εξαρτημάτων. Υπάρχουν κάποιοι αυτονόητοι περιορισμοί, για παράδειγμα, δεν μπορούν να ανατεθούν σε μία μηχανή δύο διαφορετικές ενέργειες στην ίδια χρονική στιγμή. Η βέλτιστη ανάθεση μπορεί να είναι είτε αυτή που

ολοκληρώνει τη διαδικασία στον ελάχιστο χρόνο είτε αυτή που μειώνει το χρόνο που κάποια μηχανή παραμένει ανενεργή.

Θέματα σχεδιασμού. Οι ΕΑ έχουν χρησιμοποιηθεί σε κατασκευή γεφυρών και νευρωνικών δικτύων. Μπορούν να δοκιμάσουν πράγματα που ένας άνθρωπος ποτέ δε θα μπορούσε να σκεφτεί, αφού δε φοβούνται να πειραματισθούν και δεν έχουν καμιά προκατάληψη.

Μηχανική μάθηση. Υπάρχουν πολλές εφαρμογές ΕΑ σε συστήματα μάθησης, με πιο κλασικό παράδειγμα τα συστήματα κατάταξης (classifier systems). Ο ΕΑ προσπαθεί να εξελίξει ένα σύνολο από κανόνες της μορφής *εάν...τότε* (if...then) προκειμένου να αντιμετωπίσει κάποια συγκεκριμένη κατάσταση. Αυτό έχει εφαρμοσθεί στην προσομοίωση πολιτικών και οικονομικών μοντέλων.

2.6. Πλεονεκτήματα – Μειονεκτήματα

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι έχουν τα εξής πλεονεκτήματα:

- Είναι απλοί στη σύλληψη και την υλοποίησή τους αντίθετα με άλλες μαθηματικές μεθόδους.
- Μπορούν να εφαρμοσθούν σε οποιοδήποτε πρόβλημα αρκεί να αναπαραστήσουμε τη λύση του με τη μορφή ενός χρωμοσώματος.
- Επιδεικνύουν πολύ καλή απόδοση (robustness) σε διαφορετικού είδους προβλήματα με συνεχείς παραμέτρους και συνδυαστικά προβλήματα.
- Είναι ικανοί να αντιμετωπίσουν προβλήματα μεγάλου μεγέθους (scalability).
- Έχουν την ικανότητα να ξεπερνούν τοπικά ελάχιστα σε περίπλοκους χώρους λύσεων (search landscape).
- Από τη φύση τους προσφέρονται για παράλληλη επεξεργασία.

Τα κυριότερα μειονεκτήματά τους είναι τα εξής:

- Είναι χρονοβόροι απαιτώντας πολλές γενιές μέχρι την επίτευξη της σύγκλισης.
- Επειδή ο αλγόριθμος βασίζεται σε πιθανότητες, δεν εγγυάται ότι η βέλτιστη λύση θα βρεθεί σε κάθε εκτέλεση του αλγορίθμου. Για το λόγο αυτόν η απόδοσή τους συνήθως μετριέται με τη συχνότητα εύρεσης βέλτιστης λύσης μέσα από ένα σύνολο εκτελέσεων.

3. ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΙ ΑΥΤΟΜΑΤΟΠΟΙΗΜΕΝΟ ΩΡΟΛΟΓΙΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ

3.1. Εισαγωγή

Οι πρώτες εφαρμογές εξελικτικών αλγορίθμων που ασχολήθηκαν με το θέμα του αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος (**automated timetabling)** εμφανίστηκαν στις αρχές τις δεκαετίας του '90 (π.χ. η εργασία του Colorni [6]). Έκτοτε το πεδίο έχει αναπτυχθεί με ταχύτατους ρυθμούς, φτάνοντας στο σημείο στο δεύτερο διεθνές συνέδριο αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος "Practice and Theory of Automated Timetabling" (PATAT97) το ένα τέταρτο των εργασιών που παρουσιάστηκαν να κάνουν χρήση εξελικτικών τεχνικών. Από το γεγονός αυτό συμπεραίνουμε ότι οι εξελικτικοί αλγόριθμοι έχουν πια καθιερωθεί ως μια επιτυχημένη μεθοδολογία για τη λύση πλήθους προβλημάτων ωρολογίου προγράμματος παράλληλα με τις συνήθεις τεχνικές της Επιχειρησιακής Έρευνας.

3.2. Παρούσα κατάσταση - Είδη ωρολογίων προγραμμάτων

Η πλειονότητα των εργασιών φαίνεται να ασχολείται με προβλήματα ωρολογίου προγράμματος από τον πραγματικό κόσμο και όχι με απλοποιημένες εκδόσεις προβλημάτων ή τεχνητά εύκολα προβλήματα. Ο πίνακας 1 δείχνει τους τομείς ωρολογίου προγράμματος που καλύφθηκαν σε πρόσφατα συνέδρια αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος και εξελικτικών αλγορίθμων. Ο πίνακας δείχνει το πλήθος των εργασιών που παρουσιάστηκαν σε κάθε συνέδριο και μπορεί να θεωρηθεί ως ένα αντιπροσωπευτικό δείγμα του πεδίου. Βλέπουμε ότι οι εργασίες ταξινομούνται σε τέσσερις κατηγορίες.

Διακρίνεται μια μεγάλη συγκέντρωση προσπαθειών προς τα πανεπιστημιακά ωρολόγια προγράμματα, όχι όμως και απροσδόκητη, αφού οι περισσότερες εργασίες αναπτύσσονται μέσα σε πανεπιστήμια. Παρά το μεγάλο πλήθος υλοποιήσεων πανεπιστημιακών και εξεταστικών ωρολογίων προγραμμάτων, δεν υπάρχει διαθέσιμο εξελικτικό λογισμικό για

σχολικά ωρολόγια προγράμματα, αν και υπάρχουν αρκετές μη-εξελικτικές εφαρμογές, όπως το SchoolMagic [19] ένα γιαπωνέζικο σύστημα.

Εφαρμογή	*Πλήθος εργασιών*						
	PPSN 1992	ICGA 1993	PPSN 1994	PATAT 1995	ICGA 1995	ICGA 1997	PATAT 1997
Σχολικό Ωρολόγιο Πρόγραμμα	1						1
Πανεπιστημιακό Ωρολόγιο Πρόγραμμα			1	4	1		5
Εξεταστικό Ωρολόγιο Πρόγραμμα				3		1	3
Εργασιακό Ωρολόγιο Πρόγραμμα		1					2

Πίνακας Error! Unknown switch argument.**: Ανάλυση των συνεδρίων PATAT, ICGA και PPSN**

Ένας άλλος τομέας ο οποίος φαίνεται να έχει παραμεληθεί είναι αυτός του ωρολογίου προγράμματος στον εργασιακό χώρο, όπου στο PATAT βρίσκουμε μόνο δύο εργασίες, αυτές των Meisels [17] και Easton [9], αν κι εδώ υπάρχουν αρκετές μη-εξελικτικές προσεγγίσεις του θέματος. Άλλες κατηγορίες ωρολογίων προγραμμάτων που αναφέρθηκαν στα συνέδρια αλλά αγνοήθηκαν από την κοινότητα των εξελικτικών αλγορίθμων είναι τα ωρολόγια προγράμματα αθλητικών γεγονότων και νοσοκομείων.

Πολλά από τα προβλήματα που μελετήθηκαν είναι εξαιρετικά ογκώδη, ένδειξη της ικανότητας αντιμετώπισης μεγάλων προβλημάτων από τους εξελικτικούς αλγόριθμους. Για παράδειγμα, ο Mamede [16] αντιμετώπισε ένα πρόβλημα με 7000 φοιτητές, όπου 169 διαλέξεις και 211 μαθήματα πρέπει να ανατεθούν σε ένα ωρολόγιο πρόγραμμα 396 ωρών χρησιμοποιώντας 98 καθηγητές. Το πεδίο των προβλημάτων που εξετάζονται γίνεται πιο ρεαλιστικό. Για παράδειγμα πολλές εργασίες χρησιμοποιούν πρακτικούς περιορισμούς λαμβάνοντας υπόψη στοιχεία όπως ο χρόνος μετακίνησης μεταξύ των αιθουσών, προτιμήσεις καθηγητών και περιορισμούς αιθουσών. Ίσως οι εξελικτικές υλοποιήσεις να οδηγούνται στη χρήση τέτοιων πολλαπλών-περιορισμών λόγω της ευκολίας ενσωμάτωσης των παραβιάσεων των περιορισμών αυτών μέσα σε μία και μόνο συνάρτηση αξιολόγησης (fitness function).

Μια μεγάλου εύρους έρευνα σχετικά με τη φιλολογία σε πρακτικές εφαρμογές αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος δημοσιεύτηκε από τον Cartert το 1986 [5]. Η έρευνα αυτή ενημερώθηκε το 1995 [3], για να συμπεριλάβει πρόσφατες εξελίξεις σχετικά με το εξεταστικό ωρολόγιο πρόγραμμα και ξανά το 1997 [4], για να συμπεριλάβει πρακτικές εφαρμογές σε ωρολόγια προγράμματα μαθημάτων. Και στις δύο τελευταίες ενημερώσεις υπάρχει πλήθος υλοποιήσεων με χρήση εξελικτικών αλγορίθμων, εν' αντιθέσει της αρχικής έρευνας του 1986 όπου δεν υπήρχε καμία.

3.3. Τεχνικές υλοποίησης

Κάθε εξελικτικός αλγόριθμος απαιτεί κάποια μέθοδο αναπαράστασης του ωρολογίου προγράμματος με τη μορφή ενός χρωμοσώματος. Ένα σημαντικό μέρος των εργασιών χρησιμοποιεί κάποιο είδος *άμεσης* (direct) αναπαράστασης όπου το χρωμόσωμα αναπαριστάνει άμεσα το ωρολόγιο πρόγραμμα αυτό καθεαυτό, συμπεριλαμβάνοντας όλες τις αναθέσεις αιθουσών, καθηγητών και μαθημάτων για κάθε χρονική περίοδο. Η μέθοδος αυτή καθιστά την αναπαράσταση αρκετά εξειδικευμένη για το εκάστοτε πρόβλημα (problem-specific). Στην *έμμεση* (indirect) αναπαράσταση, το χρωμόσωμα συνήθως αναπαριστάνει μια διατεταγμένη λίστα από παραδόσεις (events), οι οποίες τοποθετούνται σε ένα ωρολόγιο πρόγραμμα βάσει κάποιας προκαθορισμένης διαδικασίας. Η διαδικασία αυτή δύναται να χρησιμοποιεί οποιονδήποτε συνδυασμό ευριστικής και τοπικής αναζήτησης για την τοποθέτηση των παραδόσεων.

Έχει αποδειχθεί ότι χρησιμοποιώντας διαφορετικές μεθόδους αναπαράστασης για το ίδιο πρόβλημα, οδηγούμαστε σε διαφορετικά αποτελέσματα (Corne [7]). Η σχέση που έχει η χρησιμοποιούμενη αναπαράσταση με την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου χρήζει περαιτέρω μελέτης.

Σε κάθε άμεση αναπαράσταση, ο γόνος που προκύπτει από την εφαρμογή ενός γενετικού τελεστή, όπως η μετάλλαξη ή ο ανασυνδυασμός, είναι πιθανόν να είναι ακατάλληλος λόγω του ότι μπορεί να παραβιάζει κάποιους *σημαντικούς/αυστηρούς* περιορισμούς (hard constraints). Έχουν επικρατήσει δύο κυρίως τρόποι αντιμετώπισης τέτοιων περιπτώσεων. Βάσει του πρώτου, ο γόνος διορθώνεται πριν τοποθετηθεί στο νέο πληθυσμό. Η εναλλακτική λύση είναι να επιτρέπονται τέτοιοι γόνοι, αλλά συγχρόνως να τους επιβάλλεται μια πολύ βαριά ποινή μέσω μιας σταθμισμένης συνάρτησης επιβολής ποινής (weighted penalty function).

Ανεξαρτήτως της αναπαράστασης, ο αλγόριθμος απαιτεί κάποια μέθοδο διαχείρισης των περιορισμών του ωρολογίου προγράμματος. Σε πραγματικά προβλήματα, οι περιορισμοί ποικίλουν σε σημαντικότητα και πλήθος. Οι περισσότερες εργασίες, χρησιμοποιούν μια συνάρτηση αξιολόγησης βασισμένη σε ποινές, προκειμένου να μετρήσουν την ποιότητα ενός ωρολογίου προγράμματος. Συνήθεις τρόποι υλοποίησης μιας τέτοιας συνάρτησης είναι:

1. Χρήση μιας σταθμισμένης συνάρτησης επιβολής ποινής, όπου το βάρος αντικατοπτρίζει τη σπουδαιότητα του κάθε περιορισμού. Αυτή μπορεί να είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των βαρών των παραβιάσεων, αλλά μπορεί να εμπεριέχει και κάποιους εκθετικούς όρους, αν και οι Caldeira και Rosa [2] προειδοποιούν ότι οι τιμές που χρησιμοποιούνται σε εκθετικές συναρτήσεις πρέπει να επιλεγούν με μεγάλη προσοχή.

2. Χρήση μιας συνάρτησης δύο βημάτων, όπου οι *λιγότερο σημαντικοί/χαλαροί* περιορισμοί (soft constraints) υπολογίζονται μόνο στην περίπτωση που ικανοποιούνται οι αυστηρότεροι (hard constraints).

Πολλοί ερευνητές τονίζουν τη δυσκολία που υπάρχει στην επιλογή των κατάλληλων βαρών, καθώς και το μεγάλο βαθμό στον οποίο αυτά επηρεάζουν την ποιότητα της λύσης. Ο Paechter ξεπέρασε αυτή τη δυσκολία με το να επιτρέπει στα βάρη να αλλάζουν δυναμικά από το χρήστη κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου. Σχετικά μ' αυτήν τη λύση έχει σχολιασθεί το γεγονός ότι αρκετές φορές είναι δύσκολο για το χρήστη να αποφασίσει ποια στοιχεία συνθέτουν ένα καλό ωρολόγιο πρόγραμμα και ποιοι περιορισμοί είναι σημαντικότεροι από τους άλλους. Συχνά οι απαιτήσεις ενός ωρολογίου προγράμματος εκφράζονται με προτάσεις όπως «Πρέπει να υπάρχουν λιγότερες παραβιάσεις του περιορισμού Α από τον περιορισμό Β», αντί για «Ο περιορισμός Α είναι δύο φορές σημαντικότερος από τον Β», πράγμα που καθιστά δύσκολη την ανάθεση κατάλληλων βαρών. Σ' αυτή τη περίπτωση θα βοηθούσε η ύπαρξη μιας αναφοράς των παραβιάσεων που γίνονται σε συνδυασμό με τον καθορισμό των βαρών από τον χρήστη, αν και θα πρέπει ο αλγόριθμος να είναι αρκετά γρήγορος, ώστε μια τέτοια λύση να είναι πρακτικά εφικτή.

Πολλές από τις παραπάνω εργασίες χρησιμοποιούν υβριδικές γενετικές τεχνικές, συμπεριλαμβάνοντας κάποια στοιχεία τοπικής αναζήτησης. Αυτό μπορεί να πάρει τη μορφή ενός έξυπνου τελεστή μετάλλαξης, ή "memetic search". Στην εφαρμογή ACT [15], ο εξελικτικός αλγόριθμος συνδυάζεται με hill-climbing και best-first αναζήτηση, προκειμένου να παραχθούν ευνοϊκότερα χρωμοσώματα. Διάφορες άλλες μέθοδοι τοπικής αναζήτησης έχουν προταθεί όπως οι simulating annealing, deterministic hill-climbing και stochastic hill-climbing. Ο συνδυασμός των ικανοτήτων αναζήτησης των εξελικτικών αλγορίθμων με προσαρμοσμένες μη-εξελικτικές μεθόδους ίσως αποτελέσει την "αιχμή του δόρατος" για το μέλλον αυτού του πεδίου.

Πολλοί εξελικτικοί αλγόριθμοι αντιμετωπίζουν προβλήματα σύντομης σύγκλισης του πληθυσμού, η οποία μπορεί να οδηγήσει σε μη βέλτιστες λύσεις (σύγκλιση σε τοπικό βέλτιστο). Μια ενδιαφέρουσα μέθοδος που προτάθηκε από τον [16], χρησιμοποιεί "simulated annealing" για να ρυθμίσει τα βάρη των περιορισμών που παραβιάζονται κάθε φορά που έχουμε σύγκλιση του πληθυσμού, έως ότου βρεθεί μια ικανοποιητική λύση. Ο Mendes dos Santos [18], προτείνει μια διαδικασία διαφοροποίησης και απόκλισης του πληθυσμού (diversification) βασισμένη στην αναζήτηση διασποράς (scatter search) [11] κάθε φορά που ο πληθυσμός αρχίζει να συγκλίνει.

Ένα άλλο σύνηθες πρόβλημα, είναι αυτό της επιλογής των κατάλληλων τελεστών και συχνά πρόκειται για μια εμπειρική διαδικασία δοκιμής και λάθους. Από πολλούς προτείνεται η δυναμική προσαρμογή των πιθανοτήτων του κάθε τελεστή (adaptive operators), προκειμένου να καθοριστεί ο κατάλληλος τελεστής για το κάθε στάδιο της εξέλιξης. Τόσο οι Αδαμίδης,

Αραπάκης [1] όσο και ο Kim [15], αναφέρουν ότι είχαν καλύτερα αποτελέσματα με τη χρήση μόνο του τελεστή μετάλλαξης, χωρίς καθόλου ανασυνδυασμό.

3.4. Παραδειγματικές εφαρμογές

Ποικίλες είναι οι εφαρμογές που αναπτύχθηκαν για τη δημιουργία αυτοματοποιημένων ωρολογίων προγραμμάτων, και οι οποίες βασίζονται σε εξελικτικούς αλγορίθμους. Ενδεικτικά αναφέρονται οι πιο γνωστές.

Μια κορυφαία εμπορική εφαρμογή για πανεπιστημιακά ωρολόγια προγράμματα είναι η *ACT* (**A**utomated **C**lass **T**imetabler), η οποία τρέχει κάτω από Windows 95 και αναπτύχθηκε στην Κορέα. Ο μηχανισμός που χρησιμοποιεί η εφαρμογή ενσωματώνει hill-climbing, έναν εξελικτικό αλγόριθμο και έναν αλγόριθμο αναζήτησης best-first. Είναι ικανή να επιλύσει όλους τους αυστηρούς περιορισμούς και να βελτιστοποιήσει τους χαλαρούς χρησιμοποιώντας την τεχνική των δύο βημάτων. Παράγει ωρολόγιο πρόγραμμα μαθημάτων, αιθουσών και καθηγητών. Έχει δοκιμασθεί με επιτυχία σε δεκαπέντε πανεπιστήμια της Κορέας και μπορεί να χειρισθεί ογκώδη προβλήματα. Στο μεγαλύτερο πανεπιστήμιο που δοκιμάστηκε, το πρόβλημα είχε να κάνει με εβδομήντα τμήματα, επτακόσιους καθηγητές και τέσσερις χιλιάδες παραδόσεις. Περιείχε πέντε αυστηρούς περιορισμούς και δέκα χαλαρούς. Χρησιμοποιώντας έναν επεξεργαστή Pentium 133MHz, η λύση μπορεί να βρεθεί μέσα σε είκοσι λεπτά της ώρας, πρόκειται δηλαδή για μια εξαιρετικά γρήγορη εφαρμογή.

Πολλά άλλα είναι τα πανεπιστήμια που χρησιμοποιούν παρόμοιες εφαρμογές αυτοματοποιημένων ωρολογίων προγραμμάτων, για να καλύψουν τις ανάγκες τους. Για παράδειγμα, το Napier University του Εδιμβούργου έχει αναπτύξει την εφαρμογή *Neeps and Tatties.* Πρόκειται για μια τελείως διαφορετική προσέγγιση του θέματος απ' αυτή του ACT. Χρησιμοποιείται με επιτυχία από το πανεπιστήμιο για τη δημιουργία των ωρολογίων προγραμμάτων του. Στα πλεονεκτήματα του προγράμματος συγκαταλέγεται η δυνατότητα τροφοδότησής του με προηγούμενες λύσεις, επιτρέποντας έτσι τη βαθμιαία εξέλιξη των λύσεων, καθώς και η δυνατότητα επεξεργασίας λύσεων προηγουμένων ετών για την επιτάχυνση του αλγορίθμου. Καινοτομία της εφαρμογής είναι η δυνατότητα αλλαγής των βαρών από το χρήστη κατά την εκτέλεση του προγράμματος.

Μια άλλη εφαρμογή που αναπτύχθηκε από το University of Edinburgh είναι η *GATT* (**G**enetic **A**lgorithm **T**ime **T**abler) και χρησιμοποιείται κάθε χρόνο για το πρόγραμμα των εξετάσεων. Η εφαρμογή χρησιμοποιείται επίσης και από το Harvard Business School.

4. ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ

4.1. Περιγραφή του προβλήματος

Το πρόβλημα που κλήθηκε να αντιμετωπίσει ο εξελικτικός αλγόριθμος της παρούσης εργασίας, είναι η δημιουργία του ωρολογίου προγράμματος μαθημάτων της σχολής Πληροφορικής του Τ.Ε.Ι. Θεσσαλονίκης. Πρόκειται για την ανάθεση ενός δεδομένου συνόλου μαθημάτων, καθηγητών και αιθουσών σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους της εβδομάδας. Η ανάθεση πρέπει να γίνει με τέτοιο τρόπο, ώστε να πληρούνται ορισμένες προκαθορισμένες συνθήκες (περιορισμοί) προκειμένου αυτό να έχει πρακτικό ενδιαφέρον και χρησιμότητα. Από τη φύση του είναι ένα αρκετά δύσκολο πρόβλημα με μεγάλο και πολύπλοκο χώρο αναζήτησης και επιπλέον με αρκετές ιδιαιτερότητες σε σχέση με άλλα πανεπιστημιακά ωρολόγια προγράμματα.

4.2. Παράμετροι του προβλήματος

Μερικά από τα χαρακτηριστικά-ιδιαιτερότητες του συγκεκριμένου προβλήματος είναι:

- Ο αυξημένος αριθμός των εργαστηριακών τμημάτων.
- Η συχνά αναπόφευκτη επικάλυψη μαθημάτων του ίδιου εξαμήνου.
- Συνήθως τα εργαστηριακά μαθήματα γίνονται από δύο καθηγητές.
- Υπάρχει περιορισμένος αριθμός εργαστηριακών αιθουσών.
- Πολλές φορές το ίδιο μάθημα διδάσκεται περισσότερες από μία φορές την εβδομάδα (αυτές οι πολλαπλές παραδόσεις από εδώ και στο εξής θα καλούνται **ταίρια**).

4.3. Περιορισμοί

Οι περιορισμοί που πρέπει να πληρούνται από το ωρολόγιο πρόγραμμα μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες. Η πρώτη περιλαμβάνει τους λεγόμενους αυστηρούς

περιορισμούς (hard constraints) οι οποίοι και πρέπει να πληρούνται εις το ακέραιο (π.χ. ένας καθηγητής δεν μπορεί την ίδια χρονική στιγμή να διδάσκει περισσότερα του ενός μαθήματα). Στη δεύτερη έχουμε τους χαλαρούς περιορισμούς (soft constraints) οι οποίοι δεν έχουν τόσο σχέση με την ακεραιότητα του ωρολογίου προγράμματος, αλλά εξυπηρετούν πρακτικές απαιτήσεις (π.χ. η επιθυμία ενός καθηγητή να εργάζεται μόνο κάποιες συγκεκριμένες ώρες της εβδομάδας). Το πλήθος των χαλαρών περιορισμών είναι ανεξάντλητο και άμεσα εξαρτώμενο από το διαχειριστή του ωρολογίου προγράμματος. Οι περιορισμοί που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία είναι οι εξής:

1. Σε κάθε εργαστηριακή παράδοση οι δύο διδάσκοντες πρέπει να είναι διαφορετικοί.
2. Οι παραδόσεις που αποτελούν "ταίρια" πρέπει να γίνονται από τους ίδιους καθηγητές.
3. Οι παραδόσεις "ταίρια" πρέπει να γίνονται σε διαφορετικές ημέρες.
4. Ο ημερήσιος αριθμός ωρών διδασκαλίας ενός καθηγητή δεν πρέπει να βγαίνει εκτός των προκαθορισμένων ορίων του.
5. Ο εβδομαδιαίος αριθμός ωρών διδασκαλίας ενός καθηγητή δεν πρέπει να βγαίνει εκτός των προκαθορισμένων ορίων του.
6. Κάθε αίθουσα μπορεί να φιλοξενεί μία μόνο παράδοση ανά χρονική περίοδο.
7. Δεν πρέπει να υπάρχουν επικαλύψεις μεταξύ μαθημάτων του ίδιου εξαμήνου.
8. Ένας καθηγητής μπορεί να διδάσκει ένα μόνο μάθημα ανά χρονική περίοδο.
9. Δεν πρέπει να υπάρχουν κενές ώρες στο πρόγραμμα ενός καθηγητή.
10. Δεν πρέπει να υπάρχουν κενές ώρες στο πρόγραμμα ενός εξαμήνου.
11. Πρέπει να ληφθούν υπόψη οι προτιμήσεις ενός καθηγητή για το ποιες ώρες θέλει ή δεν θέλει να εργάζεται.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να τονίσουμε ότι ορισμένοι περιορισμοί εκ των πραγμάτων δεν είναι δυνατό να πληρούνται εις το ακέραιο. Για παράδειγμα, το πλήθος των παραδόσεων ενός εξαμήνου είναι τόσο μεγάλο που είναι αδύνατο να μην υπάρχουν επικαλύψεις.

5. ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

5.1. Γενικά

Η υλοποίηση του εξελικτικού αλγορίθμου για τη δημιουργία του ωρολογίου προγράμματος, βασίστηκε στην εργασία των Αδαμίδη, Αραπάκη [1]. Κύριο μέλημα της εφαρμογής ήταν η βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου (προσθήκη νέων τεχνικών, εμπλοκή του ανθρώπινου παράγοντα στη διαδικασία της εξέλιξης), αλλά και η δημιουργία ενός προγραμματιστικού interface για τη χρησιμοποίησή του ως βάση μελλοντικών εξελικτικών προγραμμάτων.

Ως γλώσσα προγραμματισμού επιλέχθηκε η Microsoft Visual C++ λόγω των αντικειμενοστραφών χαρακτηριστικών της, του γραφικού περιβάλλοντος αλλά και της ευελιξίας και ταχύτητάς της, πράγμα απαραίτητο για μια εξελικτική εφαρμογή.

Η εφαρμογή χωρίζεται σε τρία βασικά μέρη:

- **Ο Εξελικτικός αλγόριθμος**. Περιλαμβάνει όλες τις απαραίτητες διαδικασίες για την πραγματοποίηση της εξέλιξης και επιπλέον καταγράφει και ορισμένα στατιστικά στοιχεία.
- **Η Βάση δεδομένων.** Περιέχει όλη την απαραίτητη πληροφορία για τη δημιουργία των ατόμων του πληθυσμού (καθηγητές, μαθήματα, αίθουσες και σχέσεις μεταξύ αυτών).
- **Το περιβάλλον.** Χωρίζεται στην αλληλεπίδραση του χρήστη με τη διαδικασία της εξέλιξης και στην παρακολούθηση της πορείας της.

5.2. Ο Εξελικτικός Αλγόριθμος

Πρόκειται για μια διαδικασία βελτιστοποίησης της συνάρτησης αξιολόγησης μέσα από ένα συνεχή κύκλο επιλογής, εφαρμογής γενετικών τελεστών και αξιολόγησης των ατόμων ενός πληθυσμού από πιθανά ωρολόγια προγράμματα. Είναι μια υβριδική μορφή εξελικτικού αλγορίθμου δανειζόμενη στοιχεία και από τις τρεις κατηγορίες εξελικτικών αλγορίθμων.

5.2.1. Αναπαράσταση

Κάθε άτομο του πληθυσμού αναπαριστάνει και ένα ολοκληρωμένο εβδομαδιαίο ωρολόγιο πρόγραμμα. Η αναπαράσταση είναι *άμεση* (*direct*) και έχει τη μορφή ενός δισδιάστατου πίνακα (σχήμα 4), όπου η κάθε στήλη αντιστοιχεί σε μία παράδοση (και όχι μάθημα γιατί, όπως έχει προαναφερθεί, ένα μάθημα μπορεί να έχει πολλές παραδόσεις), ενώ η κάθε μία από τις γραμμές του κωδικοποιεί ένα χαρακτηριστικό της παράδοσης. Αυτά κατά σειρά είναι: η αίθουσα όπου θα γίνει η παράδοση, ο καθηγητής 1, ο καθηγητής 2 (εάν πρόκειται για εργαστηριακό μάθημα), η ημέρα της εβδομάδας και η ώρα έναρξης. Οι τιμές του κάθε κελιού είναι ακέραιες.

	1	2	3	...	Max
Αίθουσα	5	3			
Καθηγητής 1	2	4			
Καθηγητής 2	5	NULL			
Ημέρα	3	1			
Ώρα έναρξης	5	3			

(2, 3, 4, 5)

Σχήμα Error! Unknown switch argument.**: Σχηματική αναπαράσταση ωρολογίου προγράμματος**

Για παράδειγμα, σύμφωνα με το σχήμα 4, η παράδοση με τον κωδικό 1, θα γίνει στην αίθουσα με κωδικό 5, από τους καθηγητές με κωδικό 2 και 5, την Τρίτη στις 12 το μεσημέρι[1]. Στη δεύτερη παράδοση παρατηρούμε ότι ο καθηγητής 2 δεν έχει τιμή (σύμβολο NULL).

Σε κάθε κελί αντιστοιχεί ένα σύνολο επιτρεπτών τιμών. Οι τιμές του συνόλου είτε είναι προκαθορισμένες (π.χ. επιτρεπτές τιμές του χαρακτηριστικού 'ημέρα' είναι από 2 έως 5), είτε απορρέουν από τη βάση δεδομένων, άμεσα (π.χ. ο χρήστης ορίζει το ποιοι καθηγητές μπορούν να διδάξουν ένα μάθημα) ή έμμεσα (ο χρήστης ορίζει τη διάρκεια μιας παράδοσης συνεπώς το επιτρεπτό όριο για την ώρα έναρξης αυτής είναι από 1 έως 11 μείον τη διάρκεια).

Αν θελήσουμε να περιγράψουμε ένα τέτοιο άτομο με ορολογία της γενετικής μπορούμε να πούμε ότι: Ολόκληρος ο πίνακας είναι ένα χρωμόσωμα και η κάθε στήλη του ένα γονίδιο. Κάθε γονίδιο έχει πέντε τιμές χαρακτηριστικών (alleles) και ο φαινότυπος του χρωμοσώματος είναι το ωρολόγιο πρόγραμμα.

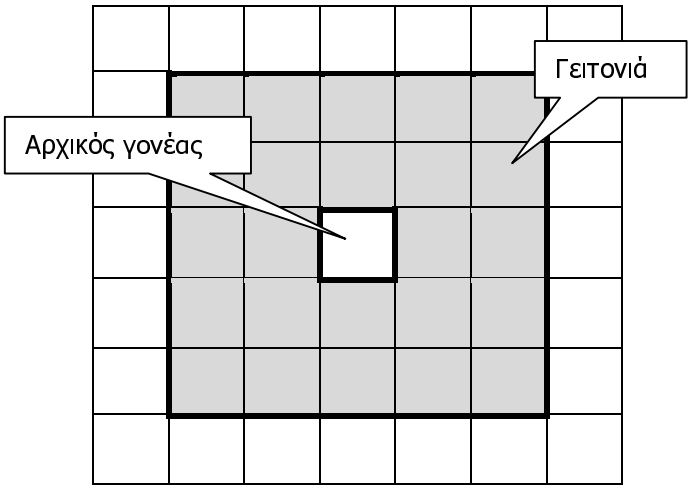
---

[1] Το πρόγραμμα αρχίζει στις 8 π.μ. (κωδικός 1) και τελειώνει στις 6 μ.μ. (κωδικός 10).

5.2.2. Μηχανισμός Επιλογής

Για την υλοποίηση του μηχανισμού της φυσικής επιλογής χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της **επιλογής με τουρνουά** (*Tournament selection*). Είναι μια ανταγωνιστική διαδικασία όπου για κάθε μία επιλογή γονέα επιλέγεται αρχικά μία τυχαία ομάδα ατόμων και από αυτούς ο καλύτερος κερδίζει και συμμετέχει στην αναπαραγωγή. Η επιλογή της μεθόδου έγινε κατόπιν δοκιμών συγκρίνοντάς την με τις μεθόδους της επιλογής με βαθμολόγηση (ranking selection) και επιλογής με τον τροχό της ρουλέτας (roulette wheel selection).

Για τη βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου εισήχθη η έννοια της **τοπικής επιλογής** (local selection) σύμφωνα με την οποία ο δεύτερος από τους δύο γονείς επιλέγεται από τη 'γειτονιά' του πρώτου και όχι από το συνολικό πληθυσμό. Ως γειτονιά ορίζεται το σύνολο των ατόμων που ανήκουν μέσα στα όρια ενός γεωμετρικού σχήματος με κέντρο τον αρχικό γονέα (σχήμα 5). Ο πληθυσμός των ατόμων αντιμετωπίζεται ως μια σφαιρική επιφάνεια, ώστε στην περίπτωση που κάποιο σχήμα βγαίνει έξω από τα όρια του πίνακα τότε αυτό θεωρούμε ότι συνεχίζεται από την απέναντι πλευρά.



Σχήμα Error! Unknown switch argument. **: Γειτονιά σε σχήμα τετραγώνου πλευράς 5 ατόμων**

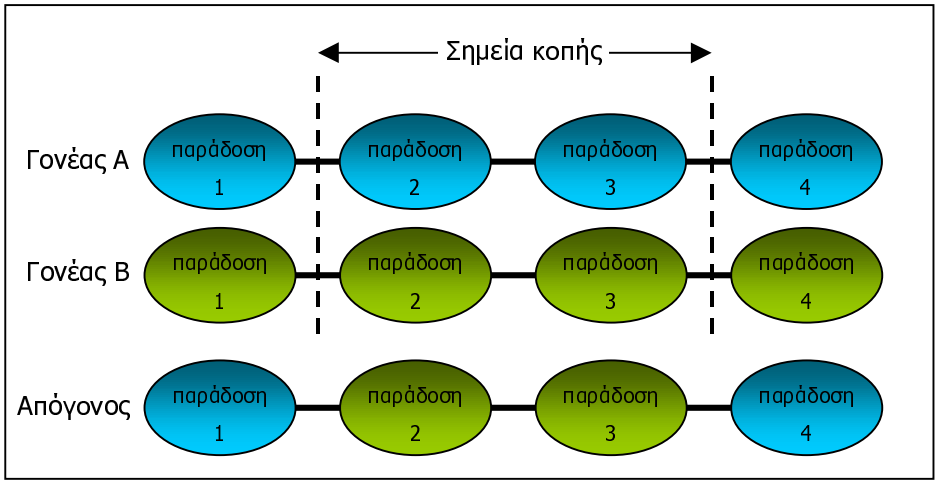
Με την εφαρμογή της τοπικής επιλογής επιτυγχάνεται η δημιουργία γειτονιών ατόμων με κοινά χαρακτηριστικά μέσα στον πληθυσμό. Αυτό οδηγεί τον αλγόριθμο σε μια παράλληλη αναζήτηση λύσεων σε διαφορετικές περιοχές του χώρου. Η επιτυχία της μεθόδου εξαρτάται τόσο από το σχήμα που εφαρμόζεται όσο και από τις διαστάσεις αυτού. Ο καθορισμός των σωστών παραμέτρων, ως συνήθως, είναι μια διαδικασία "δοκιμής και λάθους".

Εκτός από την τοπική υπάρχει και η **πανμικτική επιλογή** (global selection) όπου και οι δύο γονείς επιλέγονται από το συνολικό πληθυσμό. Το ποια δομή θα χρησιμοποιηθεί ορίζεται από το χρήστη.

5.2.3. Γενετικοί τελεστές

Γίνεται χρήση και των δύο γενετικών τελεστών, ανασυνδυασμού (recombination) και μετάλλαξης (mutation), οι οποίοι εφαρμόζονται βάσει πιθανοτήτων. Οι πιθανότητες αυτές μπορεί είτε να είναι σταθερές καθ' όλη την διάρκεια της εξέλιξης είτε να προσαρμόζονται (adaptive operators) βάσει του βαθμού σύγκλισης του πληθυσμού.

Ο **ανασυνδυασμός** αναλαμβάνει το έργο της μεταβίβασης (κληρονόμησης) μέρους της πληροφορίας (χαρακτηριστικών) των δύο γονέων στους απογόνους. Χρησιμοποιείται ανασυνδυασμός πολλών σημείων κοπής (multi-point recombination) και τα σημεία αυτά επενεργούν επάνω στα κελιά του πίνακα αφήνοντας αναλλοίωτες τις παραδόσεις (σχήμα 6). Θα μπορούσαν τα σημεία κοπής να βρίσκονται ανάμεσα στα χαρακτηριστικά των παραδόσεων, αλλά τότε υπήρχε ο κίνδυνος να προκύψουν άτομα με λάθος τιμές. Η μέθοδος αυτή είχε χρησιμοποιηθεί αρχικά από τους Αδαμίδη και Αραπάκη [1] αλλά εγκαταλείφθηκε σύντομα αφού τα αποτελέσματα ήταν αποθαρρυντικά.



Σχήμα Error! Unknown switch argument. **: Ανασυνδυασμός 2**

Η **μετάλλαξη** είναι υπεύθυνη για την αναζήτηση νέων λύσεων. Επιλέγεται τυχαία ένα πλήθος σημείων (κελιών) που θα μεταβληθούν και στη συνέχεια επιλέγεται για το καθένα από αυτά μια τυχαία τιμή μέσα από το σύνολο επιτρεπτών τιμών που του αντιστοιχεί. Για παράδειγμα, εάν επιλεγεί να τροποποιηθεί η ημέρα μιας παράδοσης, τότε η τιμή που θα πάρει το αντίστοιχο κελί θα είναι μία τυχαία από τις 2, 3, 4 ή 5. Να σημειωθεί ότι κατά τη διάρκεια της μετάλλαξης είναι δυνατό κάποιο κελί να επιλεγεί περισσότερες από μία φορές προς τροποποίηση και ακόμη ότι είναι πιθανόν η νέα τιμή που θα πάρει να είναι αυτή που ήδη είχε.

Όπως έχει προαναφερθεί η διαδικασία καθορισμού των κατάλληλων πιθανοτήτων για κάθε τελεστή είναι μια αρκετά δύσκολη εργασία. Μια πολύ καλή λύση όπως αποδεικνύεται από τα αποτελέσματα, είναι να αφήσουμε στον αλγόριθμο να αποφασίσει για το ποιες θα είναι οι πιθανότητες εφαρμογής των τελεστών σε κάθε στάδιο της εξέλιξης. Η διαδικασία έχει ως

εξής: Στο τέλος κάθε γενιάς υπολογίζεται το ποσοστό των ατόμων που συγκλίνουν προς τον καλύτερο (το μέτρο σύγκλισης καθορίζεται από τον χρήστη). Όταν το ποσοστό αυτό υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο όριο, τότε αυξάνεται η πιθανότητα του ανασυνδυασμού και ελαττώνεται αυτή της μετάλλαξης. Αντίστοιχα όταν το ποσοστό είναι μικρότερο από ένα άλλο όριο, ελαττώνεται η πιθανότητα ανασυνδυασμού και αυξάνεται η πιθανότητα μετάλλαξης (και τα δύο όρια καθορίζονται επίσης από τον χρήστη). Μ' αυτό τον τρόπο επιχειρείται να κρατηθεί μια ισορροπία μεταξύ της αναζήτησης νέων λύσεων και της αξιοποίησης των υπαρχουσών.

5.2.4. Συνάρτηση αξιολόγησης

Η συνάρτηση αξιολόγησης είναι υπεύθυνη για τον υπολογισμό της ποιότητας ενός ατόμου δηλαδή ενός ωρολογίου προγράμματος. Η ποιότητα ενός ατόμου είναι αντιστρόφως ανάλογη του αριθμού των περιορισμών που παραβιάζονται. Σε κάθε παραβίαση αντιστοιχεί ένα βάρος ανάλογα με το πόσο σημαντικός ή όχι είναι ο περιορισμός που παραβιάζεται. Η ποινή που επιβάλλεται σε ένα άτομο για ένα συγκεκριμένο περιορισμό είναι ίση με το γινόμενο του βάρους του περιορισμού αυτού επί το σύνολο των παραβιάσεων.

Έστω C το σύνολο των περιορισμών, P_i η ποινή που σχετίζεται με τον περιορισμό i, $u_i(t) = 1$ εάν το ωρολόγιο πρόγραμμα t παραβιάζει τον περιορισμό i, διαφορετικά 0. Τότε η συνάρτηση αξιολόγησης δίνεται από τη σχέση:

$$f(t) = \frac{1}{1 + \sum_{i \in C} P_i u_i(t)}$$

Υποθέτοντας ότι όλες οι ποινές είναι θετικές, η συνάρτηση ισούται με 1 όταν και μόνο όταν δεν υπάρχει καμία παραβίαση, διαφορετικά είναι μικρότερη του ένα.

Η συνάρτηση αξιολόγησης είναι η βασική αιτία για το χρονοβόρο της εκτέλεσης του αλγορίθμου και για το λόγο αυτό δόθηκε βαρύτητα στη βελτιστοποίηση της ταχύτητας υπολογισμού και ελέγχου των παραβιάσεων (βλέπε κεφάλαιο 6).

5.2.5. Τοπικά βέλτιστα και επαναρχικοποίηση

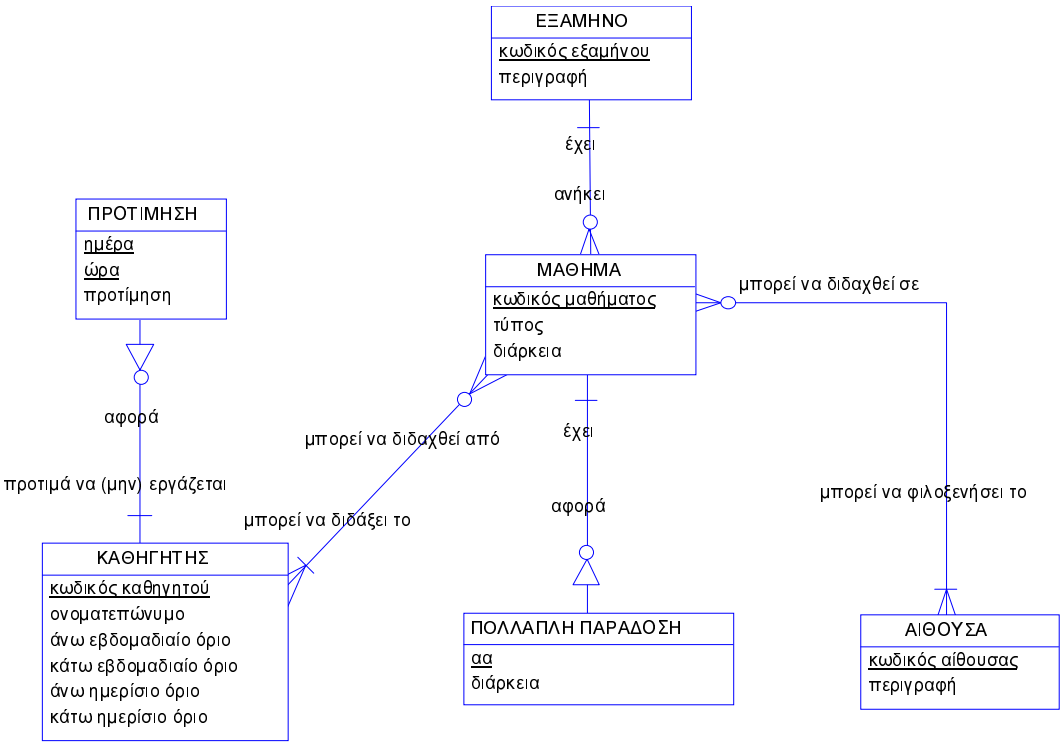
Ένα σύνηθες πρόβλημα στους εξελικτικούς αλγορίθμους είναι η γρήγορη σύγκλιση του πληθυσμού. Δηλαδή ο αλγόριθμος έχει συναντήσει ένα τοπικό βέλτιστο και δεν μπορεί να ξεφύγει απ' αυτό.

Για την υπερπήδηση τέτοιων προβλημάτων, ο αλγόριθμος μετά την πάροδο ενός συγκεκριμένου αριθμού "κολλημένων" γενιών (γενιές κατά τις οποίες η ποιότητα της καλύτερης λύσης παραμένει στάσιμη και δεν βελτιώνεται περαιτέρω), επαναρχικοποιεί ένα

μέρους του πληθυσμού ευελπιστώντας ότι θα ξεπεράσει το τοπικό βέλτιστο. Πρόκειται για μια ενέργεια απελπισίας κατά την οποία ένας αριθμός ατόμων του πληθυσμού αρχικοποιείται με τυχαίες τιμές, χάνοντας οποιαδήποτε γνώση είχε αποκτήσει μέχρι τώρα. Η τυχαία αυτή μεταβολή εμπεριέχει μια μικρή πιθανότητα να προκύψουν άτομα με καλύτερη ποιότητα από πριν και να ξεφύγουμε έτσι από το τοπικό βέλτιστο.

Τα άτομα που θα τροποποιηθούν μπορούν να επιλεχθούν με δύο τρόπους: Είτε μπορεί να είναι ένα τυχαίο δείγμα του πληθυσμού, είτε μια πιο συντηρητική προσέγγιση όπου τροποποιούνται όλα τα άτομα εκτός από τα v καλύτερα. Σε κάθε περίπτωση το άτομο με την καλύτερη ποιότητα δεν συμμετέχει στην επαναρχικοποίηση και παραμένει στον πληθυσμό, εξασφαλίζοντας ότι δεν πρόκειται να οδηγηθούμε σε χειρότερες λύσεις σε περίπτωση αποτυχίας της επαναρχικοποίησης. Κάθε παράμετρος της μεθόδου (το πότε θα συμβεί, το πλήθος των ατόμων που θα τροποποιηθεί και το ποια δομή γειτονιάς πληθυσμού θα χρησιμοποιηθεί κατά την επιλογή) ορίζεται δυναμικά από τον χρήστη.

Λόγω του τυχαίου τρόπου δράσης η μέθοδος της επαναρχικοποίησης δεν εγγυάται πάντα την επίλυση του προβλήματος των τοπικών βέλτιστων, αν και από πρόχειρες δοκιμές που έγιναν φαίνεται η εφαρμογή της να είναι αποτελεσματική.



Σχήμα Error! Unknown switch argument. **: Μη κανονικοποιημένο διάγραμμα**

5.3. Η Βάση Δεδομένων

Η βάση δεδομένων μπορεί να περιγραφεί με το ER διάγραμμα του σχήματος 7. Ο όρος "βάση δεδομένων" χρησιμοποιείται κατά παράβαση αφού η εφαρμογή δε χρησιμοποιεί κάποιο DBMS αλλά απλώς έχει γίνει μια πολύ μικρή προσομοίωση αυτού. Η βάση περιέχει όλη την απαραίτητη πληροφορία για τη δημιουργία του ωρολογίου προγράμματος, καθώς και αυτή που είναι απαραίτητη για τον έλεγχο κάποιων περιορισμών (π.χ. προτιμήσεις καθηγητών). Πριν την έναρξη της εξέλιξης η βάση υφίσταται μια επεξεργασία προκειμένου να δημιουργηθεί η μήτρα με τις παραδόσεις και με τα σύνολα των αποδεκτών τιμών του κάθε κελιού της.

5.4. Παρακολούθηση της εξέλιξης

Η σπουδαιότητα ύπαρξης στατιστικών στοιχείων για την πορεία που ακολουθεί ο εξελικτικός αλγόριθμος προς την εύρεση της ποθητής λύσης είναι αυτονόητη. Βοηθάει τόσο στην εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων, όσο και στον έλεγχο των μεθόδων που χρησιμοποιούνται.

Παρόλο που το πλήθος και το είδος των στατιστικών στοιχείων ποικίλει ανάλογα με τις ανάγκες του κάθε χρήστη, έγινε προσπάθεια μιας όσο το δυνατόν πληρέστερης καταγραφής και ένταξής τους στην εφαρμογή. Το πρόγραμμα παρέχει στο χρήστη ένα πλήθος στατιστικών στοιχείων για την κατάσταση της τρέχουσας γενιάς, αλλά και για την πορεία της εξέλιξης γενικότερα. Η καταγραφή των στοιχείων αυτών γίνεται από την ίδια τη διαδικασία εξέλιξης, γεγονός που επιτρέπει την αξιοποίησή τους ανάλογα με τις ανάγκες του κάθε χρήστη.

Για κάθε γενιά παρακολουθούνται τα εξής στοιχεία:

- Η καλύτερη και η χειρότερη λύση (ως οντότητες).
- Η μέση τιμή της ποιότητας του πληθυσμού.
- Το ποσοστό του πληθυσμού που συγκλίνει προς την τρέχουσα καλύτερη λύση.
- Το πλήθος των ανασυνδυασμών και των μεταλλάξεων που έχουν γίνει.

Για τη συνολική εξέλιξη καταγράφονται τα ακόλουθα:

- Η χρονική διάρκεια της εξέλιξης.
- Η καλύτερη λύση που έχει βρεθεί από την αρχή της εξέλιξης (είναι χρήσιμη στην περίπτωση που ο αλγόριθμος δεν είναι ελιτιστικός).

- Η γενιά στην οποία βρέθηκε η λύση αυτή.
- Το πλήθος των 'κολλημένων' γενιών (γενιές κατά τις οποίες η καλύτερη λύση παραμένει στάσιμη).

Τα παραπάνω στατιστικά στοιχεία παρουσιάζονται στον χρήστη με γραφικό τρόπο και η ενημέρωση τους γίνεται σε πραγματικό χρόνο με το πέρας της κάθε γενιάς. Ο χρήστης έχει στη διάθεσή του:

- Την γραφική παράσταση της καλύτερης ποιότητας από την έναρξη της εξέλιξης.
- Την γραφική παράσταση της μέσης ποιότητας (φανερώνει την πορεία του πληθυσμού).
- Ραβδόγραμμα με τις ποιότητες των ατόμων του τρέχοντος πληθυσμού.
- Πίνακα με τα υπόλοιπα στατιστικά στοιχεία (καλύτερη έως τώρα λύση, χρόνος κ.α.). Είναι το μόνο στοιχείο που περιλαμβάνει στατιστικά για κάθε εκτέλεση του προγράμματος.

5.5. Αλληλεπίδραση με το χρήστη

Βασικό στοιχείο της εφαρμογής είναι η αλληλεπίδραση του χρήστη με τη διαδικασία της εξέλιξης. Ο χρήστης έχει ενεργό ρόλο στην όλη εξέλιξη, καθορίζοντας δυναμικά τα βάρη των περιορισμών και παρεμβαίνοντας στα περιεχόμενα των εκάστοτε λύσεων.

Τα βάρη των περιορισμών ορίζονται δυναμικά από το χρήστη κατά τη διαδικασία της εξέλιξης. Έτσι ο χρήστης μπορεί να προσαρμόσει τον εξελικτικό αλγόριθμο στις δικές του ανάγκες και απαιτήσεις. Ανάλογα με το βαθμό σπουδαιότητας που αυτός κρίνει για τον κάθε περιορισμό, αναθέτει και τα κατάλληλα βάρη ή ακόμη μπορεί να αγνοήσει τελείως κάποιους περιορισμούς που του είναι αδιάφοροι (αυξάνοντας ταυτόχρονα τόσο την ταχύτητα εκτέλεσης, όσο και την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου, αφού οι περιορισμοί αυτοί δεν θα ελέγχονται). Επίσης παρατηρώντας την πορεία της εξέλιξης μπορεί να αυξομειώσει τα βάρη, γνωρίζοντας, παραδείγματος χάρη, ότι κάποιος περιορισμός δεν μπορεί να βελτιστοποιηθεί περαιτέρω αυξάνοντας έτσι την απόδοση του αλγορίθμου. Η δυνατότητα αυτή είναι εφικτή λόγω του ότι ο αλγόριθμος είναι αρκετά γρήγορος και ο αντίκτυπος των μεταβολών αυτών γίνεται άμεσα αντιληπτός από το χρήστη.

Ένα αξιόλογο και πρωτοποριακό στοιχείο της εφαρμογής είναι ο ενσωματωμένος επεξεργαστής ωρολογίων προγραμμάτων. Πιο συγκεκριμένα, ο επεξεργαστής παρουσιάζει στο χρήστη το καλύτερο άτομο της τρέχουσας γενιάς με τη μορφή ενός πίνακα ωρολογίου προγράμματος παρέχοντας τη δυνατότητα αλλαγής των στοιχείων του με τρόπο εύκολο και

γρήγορο. Για παράδειγμα, για να αλλάξει την ημέρα και την ώρα έναρξης μιας παράδοσης απλά τη σέρνει με το ποντίκι και την τοποθετεί στη χρονική περίοδο (κελί του πίνακα) που επιθυμεί. Όταν τελειώσουν οι τυχόν αλλαγές που επιθυμεί να κάνει ο χρήστης, επανατοποθετεί τη λύση πίσω στον πληθυσμό. Καθ' όλη τη διάρκεια της επεξεργασίας του ατόμου, ο αλγόριθμος συνεχίζει την εξέλιξη του πληθυσμού. Επίσης, ο χρήστης μπορεί να επεξεργάζεται και να συγκρίνει, ταυτοχρόνως λύσεις από διαφορετικές γενιές. Με τη χρήση του επεξεργαστή λύσεων, ο χρήστης μπορεί να έχει μια εικόνα της κατάστασης της εξέλιξης, αλλά το ποιο σημαντικό είναι ότι μπορεί να παρέμβει με τρόπο ουσιαστικό και αποτελεσματικό στην όλη διαδικασία της εξέλιξης καθοδηγώντας και βοηθώντας την στην πορεία της προς την εύρεση της καλύτερης λύσης. Η επιτυχία αυτής της διαδικασίας εξαρτάται άμεσα από το είδος της πληροφορίας και τον τρόπο με τον οποίο αυτή παρουσιάζεται στον χρήστη.

5.6. Σχεδιασμός του εξελικτικού αλγορίθμου

Σε προγραμματιστικό επίπεδο, η υλοποίηση του εξελικτικού αλγορίθμου έγινε με γνώμονα τη γενικότητα και την επεκτασιμότητα του, ώστε να αποτελέσει τη βάση για μελλοντικές εργασίες σχετικές με το πρόβλημα του ωρολογίου προγράμματος. Αυτό κατέστη εφικτό με τη χρήση του αντικειμενοστραφούς προγραμματισμού (Object Oriented Programming). Αξιοποιήθηκαν όλες οι βασικές αρχές του (κληρονομικότητα, εμφώλευση, πολυμορφισμός), ενώ σημαντική πηγή ιδεών αποτέλεσε η GALib [10] (μια προγραμματιστική βιβλιοθήκη για την ανάπτυξη εφαρμογών που κάνουν χρήση γενετικών αλγορίθμων). Εκτενέστερη αναφορά στον τρόπο σχεδιασμού της εφαρμογής γίνεται στο 6^{ο} κεφάλαιο.

5.7. Βελτιώσεις – Προτάσεις

Ανεξάντλητα είναι τα στοιχεία που θα μπορούσαν να προστεθούν στην εφαρμογή, για τη βελτίωσή της. Στοιχεία που έχουν να κάνουν τόσο με τον εξελικτικό αλγόριθμο, όσο και με το περιβάλλον αυτής.

Θα μπορούσε για παράδειγμα να ληφθεί υπόψη ο αριθμός των σπουδαστών που παρακολουθεί ένα μάθημα, ώστε να αποφεύγεται η επικάλυψη μαθημάτων με μεγάλη ζήτηση ή να λαμβάνεται υπόψη ο χρόνος μετακίνησης μεταξύ των αιθουσών. Η παρούσα εργασία παραβλέπει διάφορα γεγονότα, όπως το ότι μπορεί να υπάρχουν ώρες της εβδομάδας που να μη γίνονται μαθήματα.

Σχετικά με την αλληλεπίδραση με το χρήστη, μεγάλη βοήθεια θα ήταν η παρουσίαση του αριθμού των παραβιάσεων ή του ποσοστού των ατόμων που παραβιάζουν έναν

περιορισμό, ώστε ο χρήστης να αυξομειώσει κατάλληλα τα βάρη. Επίσης, πολλές βελτιώσεις μπορεί να δεχθεί ο επεξεργαστής των ωρολογίων προγραμμάτων για την όσο καλύτερη πληροφόρηση και διευκόλυνση του χρήστη. Ο επεξεργαστής δεν είναι απαραίτητο να παρουσιάζει πάντα την καλύτερη λύση, θα μπορούσε για παράδειγμα κάνοντας κλικ σε μια μπάρα του ραβδογράμματος με τις ποιότητες των ατόμων να μας εμφανίζονται τα περιεχόμενα του αντίστοιχου ατόμου. Μια άλλη χρήσιμη προσθήκη, την οποία συναντάμε σε αρκετές εξελικτικές εφαρμογές, είναι η δυνατότητα αποθήκευσης ενός πληθυσμού, έτσι ώστε, όταν ξεκινάει η εξέλιξη, να μην αρχικοποιούνται τυχαία τα άτομα, αλλά να χρησιμοποιείται ο αποθηκευμένος πληθυσμός. Μια πιο προχωρημένη πρόταση είναι η μετατροπή της εφαρμογής σε multi-tier ώστε να έχουμε παράλληλη εξέλιξη. Σε πιο πρακτικό επίπεδο θα μπορούσε να προστεθεί η δυνατότητα εκτυπώσεων των διαφόρων στοιχείων της εφαρμογής.

6. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ

6.1. Γενικά

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται ο σχεδιασμός της εφαρμογής σε επίπεδο προγραμματισμού με έμφαση κυρίως στον προγραμματισμό του εξελικτικού αλγορίθμου. Η εφαρμογή γράφτηκε σε Microsoft C++ 4.0 και κάνει εκτεταμένη χρήση της βιβλιοθήκης Microsoft Foundation Class (MFC). Αυτό βέβαια θα μπορούσε να αποφευχθεί στην περίπτωση του εξελικτικού αλγορίθμου, ώστε ο κώδικας να είναι μεταφέρσιμος σε διάφορες πλατφόρμες (π.χ. UNIX), αλλά δεν έγινε για λόγους ευκολίας, μιας και η MFC υλοποιεί όλες τις γνωστές δομές με δυναμικό τρόπο, ενώ προσφέρει παράλληλα έναν ασφαλή τρόπο ελέγχου του τύπου ενός αντικειμένου κατά την εκτέλεση του προγράμματος (Run-time class information).

Η εφαρμογή χωρίζεται σε δύο μέρη: στον εξελικτικό αλγόριθμο, ο οποίος αποτελεί τον πυρήνα της εφαρμογής και στο περιβάλλον διασύνδεσης του χρήστη με αυτόν. Ο διαχωρισμός αυτός βοηθάει στην ανάπτυξη διαφορετικών περιβαλλόντων διασύνδεσης προσαρμοσμένα στις εκάστοτε ανάγκες, αφού η υλοποίηση του εξελικτικού αλγορίθμου είναι δεδομένη και μπορεί να υπάρχει με τη μορφή βιβλιοθήκης. Παράλληλα επιτρέπει την περαιτέρω επέκταση και βελτίωση του εξελικτικού αλγορίθμου χωρίς να επηρεάζεται το εκάστοτε περιβάλλον διασύνδεσης.

Στις ενότητες που ακολουθούν γίνεται αναφορά σε στοιχεία της βιβλιοθήκης MFC χωρίς να δίνεται κάποια επεξήγηση αυτών, αφού αυτό ξεφεύγει από τα όρια της εργασίας. Για πληροφορίες σχετικά με την MFC μπορείτε να ανατρέξετε τόσο στα Online Books της γλώσσας όσο και στην βιβλιογραφία που δίνεται στο τέλος της εργασίας ([21], [20]).

6.2. Η δομή του εξελικτικού αλγορίθμου

Στην ενότητα αυτή γίνεται μια καταγραφή των κλάσεων από τις οποίες απαρτίζεται ο εξελικτικός αλγόριθμος μαζί με μια σύντομη περιγραφή της κάθε μιας.

CRandom. Υλοποιεί μια γεννήτρια ψευδοτυχαίων αριθμών ανεξάρτητη από αυτή της γλώσσας και παρέχει ένα σύνολο συναρτήσεων σχετικές με τυχαία πειράματα (π.χ. Ρίψη

νομίσματος με συγκεκριμένη πιθανότητα, επιστροφή ενός τυχαίου ακεραίου μέσα από ένα εύρος τιμών κ.ά.).

CAlleleSet. Αναλαμβάνει την υλοποίηση του συνόλου των επιτρεπτών τιμών που μπορεί να πάρει ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό του χρωμοσώματος (π.χ. το χαρακτηριστικό "ημέρα" παίρνει τιμές από 2 έως 5). Χρησιμοποιείται κυρίως στην υλοποίηση του τελεστή της μετάλλαξης (mutation).

CUserData. Υλοποιεί τη βάση δεδομένων της εφαρμογής. Σκοπός της είναι η κωδικοποίηση της πληροφορίας που απαιτείται για τη δημιουργία ενός ωρολογίου προγράμματος με απώτερο στόχο τη δημιουργία ενός δισδιάστατου πίνακα όπου κάθε κελί του περιέχει και ένα CAlleleSet. Δηλαδή, ο πίνακας περιγράφει τις επιτρεπτές τιμές του κάθε χαρακτηριστικού του χρωμοσώματος.

CGenome. Υλοποιεί ένα χρωμόσωμα (άτομο–λύση) του προβλήματος. Κάνει αναφορά σε ένα αντικείμενο της κλάσης CUserData και είναι ικανό να αρχικοποιήσει τον εαυτό του με τυχαίο τρόπο (βάσει του αντικειμένου CUserData), να τον αξιολογήσει (δηλαδή ενσωματώνει την συνάρτηση αξιολόγησης – fitness function), όπως επίσης και να εφαρμόσει τους τελεστές μετάλλαξης (mutation) και ανασυνδιασμού (crossover) στους ομοίους του (οι δύο αυτές συναρτήσεις είναι στατικές – static).

Ο σχεδιασμός της συνάρτησης αξιολόγησης έγινε με τέτοιο τρόπο, ώστε να είναι εύκολη η προσθήκη νέων περιορισμών. Πιο συγκεκριμένα ο κάθε περιορισμός υλοποιείται με μια στατική συνάρτηση η οποία επιστρέφει το πλήθος των παραβιάσεων. Όλες αυτές οι συναρτήσεις αποθηκεύονται σε έναν πίνακα, ώστε το μόνο που κάνει η συνάρτηση αξιολόγησης είναι να διατρέχει τον πίνακα αυτόν αθροίζοντας τις παραβιάσεις και βάσει των βαρών να υπολογίζει την ποιότητα του χρωμοσώματος. Οι τιμές των βαρών καθώς και το ποιοι περιορισμοί είναι ενεργοποιημένοι περνιούνται ως παράμετροι στη συνάρτηση αξιολόγησης μέσω της κλάσης CEvalData. Επειδή οι συναρτήσεις αυτές είναι ο κύριος παράγων για το χρονοβόρο της εξελικτικής διαδικασίας, δοκιμάσθηκαν διάφορες υλοποιήσεις και από αυτές επιλέχτηκαν οι γρηγορότερες. Για την αξιολόγησή τους χρησιμοποιήθηκε ο profiler της γλώσσας και σε πολλά σημεία η απλότητα και το ευανάγνωστο του πηγαίου κώδικα θυσιάστηκαν προς χάρη της ταχύτητας.

CPopulation. Υλοποιεί τον πληθυσμό των χρωμοσωμάτων που θα χρησιμοποιηθεί από τον εξελικτικό αλγόριθμο. Διαχειρίζεται ένα σύνολο από αντικείμενα της κλάσης CGenome, κρατώντας ορισμένα στατιστικά στοιχεία σχετικά με αυτά (π.χ. καλύτερο και χειρότερο άτομο). Είναι υπεύθυνη για την εφαρμογή της διαδικασίας της φυσικής επιλογής (natural selection), καθώς επίσης και την επαναρχικοποίηση των ατόμων.

CStatistics. Η κλάση αυτή καταγράφει όλα τα στατιστικά στοιχεία σχετικά με την πορεία της εξέλιξης όπως αυτά περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Η ενημέρωση των

στοιχείων γίνεται από τη συνάρτηση Update(), η οποία παίρνει ως παράμετρο ένα αντικείμενο της κλάσης CPopulation. Η συνάρτηση αυτή καλείτε από την CGenetic με το πέρας της κάθε γενιάς.

CParameters. Διαχειρίζεται όλες τις παραμέτρους του εξελικτικού αλγορίθμου (πλήθος ατόμων, πιθανότητες τελεστών, κ.τ.λ.).

CEvalData. Περιέχει τα βάρη των περιορισμών, καθώς επίσης και το ποιοι περιορισμοί είναι ενεργοποιημένοι και ποιοι όχι.

CGenetic. Μπορούμε να πούμε ότι η κλάση αυτή είναι ο εξελικτικός αλγόριθμος. Συνδυάζει αντικείμενα των προαναφερθέντων κλάσεων (CParameters, CStatistics, CEvalData και CPopulation) με στόχο την πραγματοποίηση της εξέλιξης. Αποτελείται από δύο κύριες μεθόδους (Services):

- Την *Step()*, η οποία πραγματοποιεί την εξέλιξη μιας γενιάς.
- Την *TaskDone()*, η οποία ελέγχει το κατά πόσο πληρούνται τα κριτήρια τερματισμού της εξέλιξης.

Η όλη εξέλιξη είναι μια διαδικασία συνεχούς εκτέλεσης της *Step()* έως ότου να πετύχει η *TaskDone()*.

Ο σχεδιασμός του εξελικτικού αλγορίθμου έγινε με τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορεί να επεκταθεί και να βελτιωθεί περαιτέρω με τρόπο εύκολο και ασφαλή. Ακόμη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση οποιουδήποτε προβλήματος, αρκεί να δημιουργηθεί ένας απόγονος της κλάσης CGenome, ο οποίος θα αναπαριστάνει μια λύση του εκάστοτε προβλήματος.

6.3. Η δομή της εφαρμογής

Η εφαρμογή ακολουθεί το πρότυπο της *Διασύνδεσης Πολλαπλών Εγγράφων (Multiple Document Interface)* και η υλοποίησή της έγινε πάνω στην MFC. Κάθε στοιχείο της εφαρμογής (οι διάφορες γραφικές παραστάσεις, ο επεξεργαστής λύσεων, η βάση δεδομένων κ.τ.λ.) αποτελεί και ένα ξεχωριστό τύπο "εγγράφου" (document), απόγονο της κλάσης CMultiDocTemplate.

Η κεντρική κλάση της εφαρμογής CGScheduleApp (απόγονος της CWinApp) είναι ο υπεύθυνος για την πραγματοποίηση της εξελικτικής διαδικασίας, ενώ παράλληλα αναλαμβάνει να φέρει σε επαφή τα διάφορα "έγγραφα" της εφαρμογής με τη διαδικασία της εξέλιξης. Πιο συγκεκριμένα, η CGScheduleApp περιέχει την μέθοδο WorkerThread() η οποία διαχειρίζεται ένα αντικείμενο της CGenetic και υλοποιεί την εξελικτική διαδικασία. Η μέθοδος αυτή

εκτελείται ως ξεχωριστό νήμα (thread) και η επικοινωνία μεταξύ των δύο νημάτων γίνεται μέσω σηματοφορέων (semaphores). Η CGScheduleApp κρατά λίστα με τους τύπους των "εγγράφων", οι οποίοι επεξεργάζονται στοιχεία της εξέλιξης σε πραγματικό χρόνο (π.χ. γραφικές παραστάσεις) και με το πέρας της εξέλιξης μιας γενιάς, κοινοποιεί το γεγονός αυτό στις ενδιαφερόμενες κλάσεις, ώστε αυτές να ανανεώσουν τα περιεχόμενά τους.

7. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

7.1. Γενικά

Στα πλαίσια της εργασίας έγιναν ορισμένες πειραματικές εκτελέσεις της εφαρμογής με σκοπό την αξιολόγηση της απόδοσης του εξελικτικού αλγορίθμου και τη σύγκριση των διαφόρων μεθόδων βελτιστοποίησης αυτού. Τα πειράματα στράφηκαν κυρίως προς τον έλεγχο των διαφόρων δομών γειτονιάς πληθυσμού σε συνδυασμό με τη χρήση προσαρμοσμένων και μη προσαρμοσμένων γενετικών τελεστών. Δεν χρησιμοποιήθηκε καθόλου η δυνατότητα επαναρχικοποίησης του πληθυσμού, γιατί ο αριθμός των εκτελέσεων που θα έπρεπε να γίνουν στην περίπτωση αυτή και ο χρόνος που απαιτείται ήταν εκτός των πλαισίων αυτής της πτυχιακής.

7.2. Τα πειράματα

Τα πειράματα χωρίζονται σε δεκατέσσερα σύνολα των είκοσι εκτελέσεων, δηλαδή 20 επαναλήψεις της εκτέλεσης χρησιμοποιώντας την ίδια διαμόρφωση του ΕΑ. Για κάθε σύνολο χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές παράμετροι. Πιο συγκεκριμένα, το κάθε σύνολο εκτελέσεων αντιστοιχεί και σε ένα συνδυασμό δομής γειτονιάς ατόμων και χρησιμοποίησης ή όχι προσαρμοσμένων γενετικών τελεστών. Χρησιμοποιήθηκαν επτά διαφορετικές δομές γειτονιάς πληθυσμού: η πανμικτική και τα τρία σχήματα τοπικής επιλογής με μέγεθος πέντε και δέκα ατόμων αντίστοιχα, όπως περιγράφηκαν στην ενότητα 5.2.2.

Ο πληθυσμός των ατόμων, οι περιορισμοί και τα βάρη αυτών είναι σταθερά για κάθε πείραμα, όπως σταθερός είναι και ο μέγιστος αριθμός των σημείων ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Επιλέχθηκε πληθυσμός εκατό ατόμων (10 Χ 10) όπως προτείνεται από τους Αδαμίδη, Αραπάκη [1], ενώ χρησιμοποιήθηκαν όλοι οι περιορισμοί εκτός των οκτώ και έντεκα (βλέπε κεφάλαιο 6) λόγω έλλειψης δεδομένων. Για κάθε περιορισμό χρησιμοποιήθηκε η μέγιστη ποινή που είναι η μονάδα.

Στα πειράματα όπου δεν γίνεται χρήση προσαρμοσμένων τελεστών, οι πιθανότητες μετάλλαξης και ανασυνδιασμού είναι 0.6 και 0.4 αντίστοιχα. Αντίθετα, στην περίπτωση που

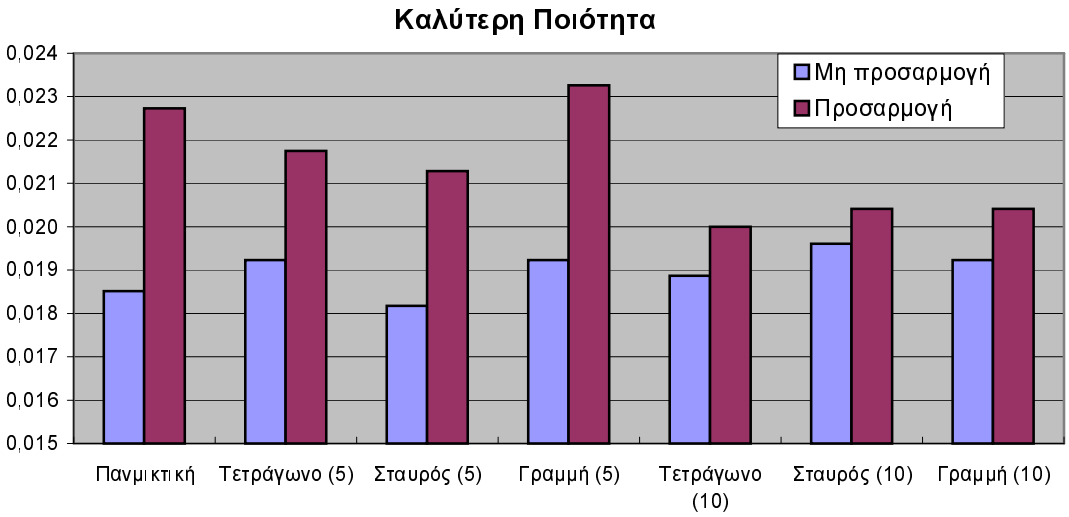
γίνεται χρήση προσαρμοσμένων τελεστών, επιλέχθηκαν ακραίες πιθανότητες για τη μετάλλαξη και τον ανασυνδυασμό (0.9 και 0.1 αντίστοιχα) ώστε να τονιστεί η ικανότητα προσαρμογής τους από τον αλγόριθμο.

Όλα τα πειράματα έγιναν σε κοινή βάση δεδομένων, η οποία υπάρχει στη δισκέτα που συνοδεύει την εργασία και αποτελείται από πραγματικά δεδομένα, όπως αυτά διαμορφώθηκαν από τις απαιτήσεις του εαρινού εξαμήνου 1998-99 του Τμήματος Πληροφορικής του ΤΕΙΘ. Για να είναι αξιόπιστος ο χρόνος εκτέλεσης του κάθε πειράματος, όλες οι εκτελέσεις έγιναν στον ίδιο υπολογιστή, έναν Pentium 230 MHz με 64 MB RAM.

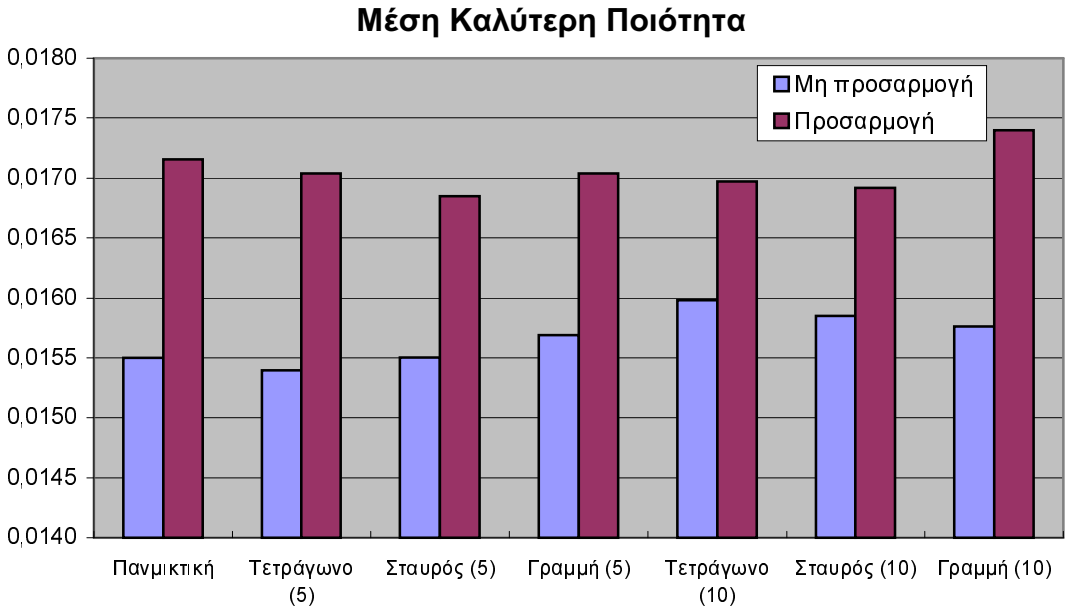
7.3. Αποτελέσματα

Στην ενότητα αυτή παρατίθενται τα αποτελέσματα των πειραμάτων με την μορφή τριών γραφικών παραστάσεων. Τα αποτελέσματα αυτά έχουν υποστεί επεξεργασία ενώ τα ακατέργαστα δίνονται στο παράρτημα Β.

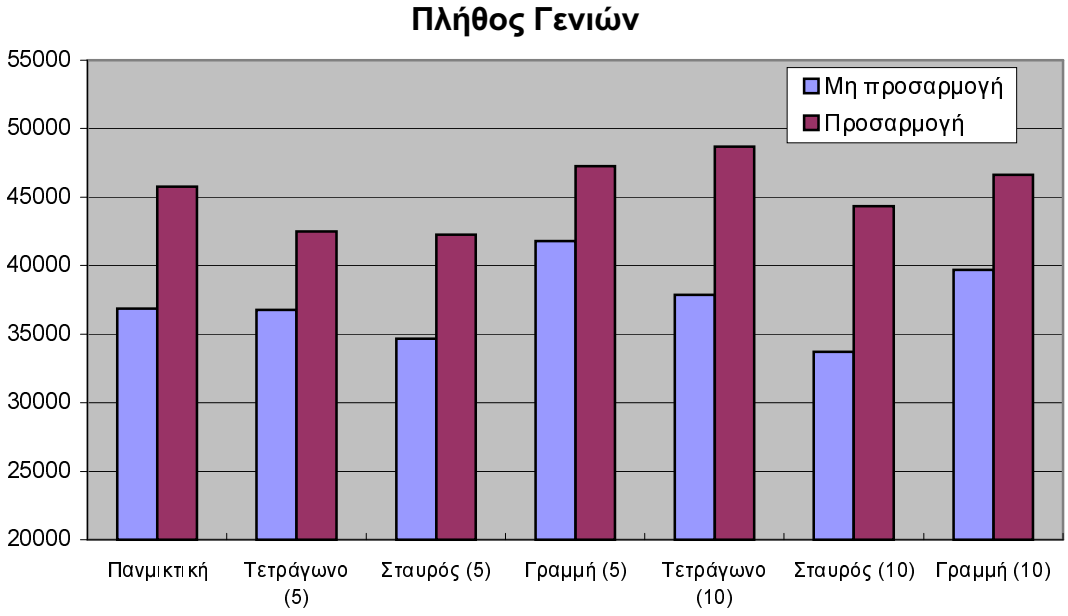
Στο σχήμα 8, δίνεται με την μορφή ραβδογράμματος η καλύτερη ποιότητα που βρέθηκε μέσα από το σετ των είκοσι εκτελέσεων του κάθε πειράματος. Στον οριζόντιο άξονα έχουμε τη δομή γειτονιάς πληθυσμού που χρησιμοποιήθηκε από την διαδικασία επιλογής (πανμικτική, τετράγωνο 5 κ.τ.λ) και για κάθε μία από αυτές έχουμε δύο σειρές δεδομένων, μία για τα πειράματα που κάνουν χρήση προσαρμογής τελεστών και μία για αυτά που δεν χρησιμοποιούν προσαρμογή. Αναλόγως, στο σχήμα 9 παρουσιάζεται ο μέσος όρος των καλύτερων ποιοτήτων από το κάθε σετ και στο σχήμα 10 το πλήθος των γενιών που εξελίχθησαν συνολικά σε κάθε πείραμα.



Σχήμα Error! Unknown switch argument.**: Καλύτερη ποιότητα κάθε συνόλου πειραμάτων**



Σχήμα Error! Unknown switch argument.**: Μέση καλύτερη ποιότητα κάθε συνόλου πειραμάτων**



Σχήμα Error! Unknown switch argument.**: Πλήθος γενιών κάθε συνόλου πειραμάτων**

8. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Από τα πειράματα που διεξήχθησαν παρατηρούμε ότι οι λύσεις που μας έδωσε ο αλγόριθμος είναι πολύ μακριά από την άριστη, που είναι η μονάδα. Αυτό βέβαια σε ένα μεγάλο ποσοστό οφείλεται στο γεγονός ότι ορισμένοι περιορισμοί εκ των πραγμάτων είναι αδύνατο να πληρούνται εις το ακέραιο, ενώ παράλληλα οι συσχετίσεις που αναπτύσσονται μεταξύ των περιορισμών έχουν ως αποτέλεσμα ορισμένοι από αυτούς να λειτουργούν εις βάρος κάποιων άλλων.

Παρόλα αυτά, το κύριο πρόβλημα που αντιμετωπίζει ο αλγόριθμος είναι η σύντομη σύγκλιση του πληθυσμού γύρω από ένα τοπικό βέλτιστο. Το πρόβλημα αυτό είναι σύνηθες και συναντάται στις περισσότερες υλοποιήσεις εξελικτικών αλγορίθμων (βλέπε κεφάλαιο 2). Οι παρούσα εργασία εισάγει κάποιες μεθόδους αντιμετώπισης του προβλήματος (π.χ. επαναρχικοποίηση μέρους του πληθυσμού), αλλά όπως επεξηγήθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο δεν κατέστη δυνατό να χρησιμοποιηθούν στα πειράματα που έγιναν και έτσι δεν υπάρχουν στοιχεία, ώστε να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητά τους. Προς αυτή την κατεύθυνση, ενδιαφέρουσα θα ήταν η εφαρμογή ενός "έξυπνου" τελεστή μετάλλαξης, όπου η μετάλλαξη του ατόμου δεν θα γινόταν με απολύτως τυχαίο τρόπο, αλλά ο τελεστής θα προνοούσε ώστε οι τροποποιήσεις που θα έκανε πάνω στα γονίδια του ατόμου να μην οδηγούσαν σε παραβιάσεις των αυστηρών περιορισμών.

Από τα αποτελέσματα (σχήματα 8 και 9 κεφάλαιο 7), γίνεται φανερή η υπεροχή των προσαρμοσμένων τελεστών έναντι αυτών με σταθερές πιθανότητες. Η υπεροχή αυτή είναι καθολική σε κάθε δομή γειτονιάς πληθυσμού που χρησιμοποιήθηκε. Χαρακτηριστικό είναι το γεγονός ότι η καλύτερη λύση που βρέθηκε με μη προσαρμοσμένους τελεστές είναι κατά πολύ μικρότερη από τη χειρότερη λύση που μας έδωσε η προσαρμογή. Η χρησιμοποίηση προσαρμοσμένων γενετικών τελεστών όχι μόνο έδωσε καλύτερες λύσεις, αλλά βοήθησε και στη γρηγορότερη εύρεση αυτών, ανεβάζοντας ταυτόχρονα τη συνολική ποιότητα του πληθυσμού. Η υπεροχή της προσαρμογής οφείλεται σε δύο κυρίως λόγους:

- Πρώτον, στο ότι η εύρεση των κατάλληλων πιθανοτήτων εφαρμογής των τελεστών είναι μια δύσκολη και περισσότερο εμπειρική διαδικασία δοκιμής και λάθους, αφού οι πιθανότητες διαφέρουν κατά πολύ από πρόβλημα σε πρόβλημα.
- Δεύτερον, στο ότι κατά τη διάρκεια της εξέλιξης οι ανάγκες του ΕΑ για αναζήτηση νέων λύσεων και εκμετάλλευση των υπαρχουσών είναι μεταβαλλόμενες, με

αποτέλεσμα οι πιθανότητες των δύο τελεστών να μην μπορούν να είναι σταθερές. Για παράδειγμα, κατά την εκκίνηση της εξέλιξης και δεδομένου ότι ο αρχικός πληθυσμός αποτελείται από τυχαία άτομα, η ανάγκη εξερεύνησης του χώρου αναζήτησης είναι εντονότερη, ενώ με την πάροδο των γενιών αυξάνει η ανάγκη για εκμετάλλευση της αποκτούμενης γνώσης, γεγονός το οποίο επαληθεύεται και μέσα από τα πειράματα.

Τα αποτελέσματα των εκτελέσεων δεν μας δίνουν σαφείς ενδείξεις για το ποια δομή γειτονιάς πληθυσμού ενδείκνυται ως η καταλληλότερη για την πραγματοποίηση της επιλογής. Παρόλο που και στις δύο περιπτώσεις (προσαρμογής και μη προσαρμογής) την καλύτερη λύση την έδωσε η τοπική επιλογή και όχι η πανμικτική, δεν μπορούμε να συνάγουμε με ασφάλεια το συμπέρασμα ότι η τοπική επιλογή υπερτερεί της πανμικτικής, κυρίως λόγο του μικρού πλήθους πειραμάτων. Γεγονός είναι ότι αναμένονταν καλύτερα αποτελέσματα από αυτά που πήραμε όσον αφορά την εφαρμογή της τοπικής επιλογής, λαμβάνοντας υπόψη προηγούμενες εφαρμογές της σε προβλήματα άλλου είδους. Τελικά μένει αδιευκρίνιστο το αν η τοπική επιλογή αντενδείκνυται στην συγκεκριμένη υλοποίηση του ΕΑ ή το αν απλώς δεν χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα τα κατάλληλα μεγέθη δομών γειτονιών. Σε οποιαδήποτε περίπτωση απαιτείται πολύ μεγαλύτερο πλήθος πειραμάτων για να καταλήξουμε σε κάποια βέβαια συμπεράσματα.

Ανεξάρτητα από τις δυσκολίες που αντιμετωπίζει ο εξελικτικός αλγόριθμος, εμφανείς είναι οι δυνατότητές του στην επίλυση του προβλήματος του αυτοματοποιημένου ωρολογίου προγράμματος μαθημάτων, έστω και ως βοηθητικού εργαλείου. Αυτό που χρειάζεται περισσότερο είναι η περαιτέρω ανάπτυξη μεθόδων υπερπήδησης τοπικών βέλτιστων, ενώ ιδιαίτερα σημαντικό, όπως επισημαίνει και ο Corne [8], είναι η μελέτη του τρόπου που αλληλεπιδρούν οι περιορισμοί μεταξύ τους.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Adamidis P. and Arapakis P., Weekly lecture timetabling with genetic algorithms. In [10], 1997.

[2] Caldeira J. P. and Rosa A. C., School timetabling using genetic search. In [10], 1997.

[3] Carter M. W. and Laporte G., Recent developments in practical exam timetabling. In [10].

[4] Carter M. W. and Laporte G., Recent developments in practical course timetabling. In [10], 1997.

[5] Carter M. W., A survey of practical applications of examination timetabling algorithms. Operations research, 34(2):193-202, March-April 1986.

[6] Colorni A., Dorigo M., and Maniezzo V., A genetic algorithm to solve the timetable problem. Technical Report 90-060, Politechnico di Milano, 1990.

[7] Corne D. and Ogden R. J., Evolutionary optimization of methodist preaching timetables. In [10], 1997.

[8] Corne D., Tradeoffs and phase transitions in the interactions between exam - splitting, clash, near-clash, and room capacity constraints. In [10], 1997.

[9] Easton F. and Mansour N., A distributed ga for employee staffing and scheduling. In Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, 1993.

[10] GALib: A C++ Library of Genetic Algorithm Components. http://lancet.mit.edu/ga/.

[11] Glover F., Genetic algorithms and scatter search: Unsuspected potentials. Statistics and Computing, 4, 1994.

[12] Goldberg D. E. "Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, 1989.

[13] Hart E. and Corne D., Report: The State of the Art in Evolutionary Approaches to timetabling and Scheduling.

[14] Holland J. H., "Adaptation in Natural and Artificial Systems", Ann Arbor, Michigan: The University of Michigan Press, 1975.

[15] Kim Myoung-Jae and Chung Tae-Choong. Development of an automatedd course timetabler for university. In [10].

[16] Mamede N. and Rente T., Repairing timetables using genetic algorithms and simulated annealing. In [10].

[17] Meisels A. and Lusternik N., Experiments on networks of employee timetabling problems. In Proceedings of the 2nd International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling, 1997.

[18] Mendes dos Santos A., Marques E., and Ochi L. S., Design and implementation of a timetable system using a genetic algorithm. In [10].

[19] School magic. http://www.necsoft.nec.co.jp/soft/smagic.html .

[20] Shepherd G. and Wingo S., "MFC Internals, Inside the Microsoft © Foundation Class Architecture", Addison- Wesley Developers Press, 1996.

[21] Young M. J., "Mastering Microsoft Visual C++™ 4", SYBEX Inc., 1993.

[22] Αραπάκης Π., "Ωρολόγιο Πρόγραμμα Μαθημάτων – Βελτιστοποίηση με Εξελικτικούς Αλγορίθμους", Πτυχιακή Εργασία, ΤΕΙ Θεσσαλονίκης, ΣΤΕΦ, Τμήμα Πληροφορικής, 1997.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α' - ΕΓΧΕΙΡΙΔΙΟ ΧΡΗΣΗΣ

Στο παράρτημα αυτό περιγράφονται οι διάφορες λειτουργίες του προγράμματος και οι ενέργειες που απαιτούνται από τον χρήστη για την επιτυχή χρησιμοποίησή του. Η εφαρμογή φέρει τον τίτλο **GSchedule** και τρέχει κάτω από πλατφόρμες Win32. Υπακούει στους κανόνες σχεδιασμού όπως αυτοί θέτονται από τα προγράμματα της Microsoft και περιέχει κατατοπιστική άμεση βοήθεια (online help).

Α.1. Απαιτήσεις

Λόγο της φύσης της η εφαρμογή απαιτεί μεγάλη υπολογιστική ισχύ. Η ταχύτητα του επεξεργαστή έχει άμεση επίδραση στον χρόνο εκτέλεσης του αλγορίθμου ενώ τα 32MB μνήμης θεωρούνται υπέρ αρκετά. Καλό θα είναι η οθόνη να έχει ανάλυση 800 x 600 για την καλύτερη απόδοση των γραφικών παραστάσεων. Οι δοκιμές στο ΠΑΡΑΤΗΜΑ Β έγιναν σε ένα Pentium 233MHz με 64MB RAM.

Α.2. Η φιλοσοφία της εφαρμογής

Αν θελήσουμε να περιγράψουμε συνοπτικά την λειτουργία του προγράμματος μπορούμε να πούμε ότι:

1. Αρχικά ο χρήστης δημιουργεί μια βάση δεδομένων με όλα τα απαραίτητα στοιχεία για το πρόβλημα που θέλει να επιλύσει.
2. Θέτει τη βάση αυτή ως την βάση εργασίας (working database).
3. Ορίζει τις παραμέτρους της εξέλιξης.
4. Καθορίζει τα βάρη των περιορισμών.
5. Αρχίζει την διαδικασία της εξέλιξης. Σε όλη την διάρκεια της εξέλιξης μπορεί να παρακολουθεί διάφορα στατιστικά σχετικά μ' αυτή, να επεξεργάζεται τα ωρολόγια προγράμματα και να επαναπροσδιορίζει τα βάρη.

Α.4. Επεξεργασία της βάσης δεδομένων

Για την δημιουργία μιας νέας βάσης επιλέξατε Μενού: **File | New database** ενώ για το άνοιγμα μιας υπάρχουσας (η εφαρμογή συνοδεύεται από μια δοκιμαστική βάση) επιλέξατε Μενού: **File | Open database...**.

Α.4.1. Επεξεργασία εγγραφών

Η επεξεργασία του κάθε αντικειμένου (Καθηγητής, Αίθουσα, Εξάμηνο και Μάθημα) γίνεται από το ίδιο παράθυρο, επιλέγοντας από την λίστα το τι θέλετε να επεξεργασθείτε. Οι

διαδικασίες προσθήκης, διαγραφής και αναζήτησης μιας εγγραφής είναι κοινές για κάθε αντικείμενο και γίνονται από την γραμμή εργαλείων του παραθύρου (εικόνα αριστερά). Κατά την προσθήκη μιας νέας εγγραφής (add record), εμφανίζεται παράθυρο διαλόγου όπου πληκτρολογείτε την περιγραφή (όνομα για καθηγητή, τίτλο για μάθημα). Η περιγραφή αυτή θα πρέπει να είναι μοναδική. Για να διαγράψετε μια εγγραφή, την επιλέγεται και κάνετε κλικ στο εικονίδιο της διαγραφής (remove record). Η αναζήτηση (find record) γίνεται βάσει περιγραφής και δεν είναι απαραίτητη η πλήρης πληκτρολόγησή της.

Α.4.2. Αίθουσες, Εξάμηνα

Το μόνο που έχετε να ορίσετε είναι μια περιγραφή για το κάθε εξάμηνο και την κάθε αίθουσα ώστε να έχουμε μια κωδικοποίηση αυτών.

Α.4.3. Καθηγητές

Για κάθε καθηγητή πρέπει να ορίσετε το ελάχιστο και το μέγιστο όριο ωρών που μπορεί να εργασθεί για μια ημέρα καθώς και τα αντίστοιχα εβδομαδιαία όρια. Προαιρετικά, μπορείτε να ορίσετε τυχών επιθυμίες του καθηγητού να εργασθεί ή να μην εργασθεί

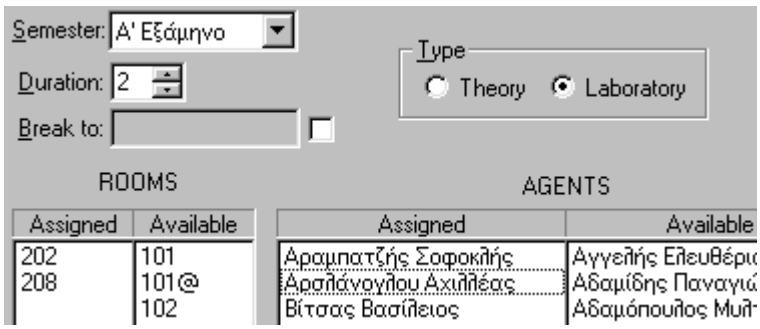
	MON	TUE	WED	THU	FRI
8 - 9	No	No			No
9 - 10	No	No			No
10 - 11	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
11 - 12					

συγκεκριμένες ώρες τις εβδομάδας κάνοντας κλικ στην αντίστοιχη ώρα (εικόνα αριστερά). Όταν κάποιο κελί είναι κενό σημαίνει ότι δεν μας ενδιαφέρει το αν θα εργασθεί ή όχι εκείνη την ώρα. Η τιμή "Yes" δηλώνει επιθυμία να εργασθεί την ώρα εκείνη ενώ η τιμή "No" το αντίθετο.

Α.4.4. Μαθήματα

Για κάθε μάθημα πρέπει να ορίσετε το εξάμηνο στο οποίο ανήκει, το τύπο του (θεωρία ή εργαστήριο) και την διάρκειά του. Όταν πρόκειται να διδαχθεί σε περισσότερες από μία παραδόσεις θα πρέπει να ενεργοποιήσετε την επιλογή *Break to* και να ορίσετε τις ώρες της

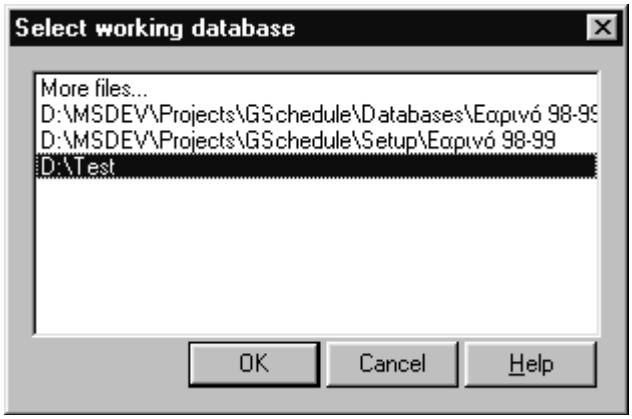
κάθε παράδοσης χωριζόμενες με κόμμα. Επίσης πρέπει να ορίσετε το ποίοι καθηγητές μπορούν να διδάξουν το μάθημα αυτό και το σε ποιες αίθουσες μπορεί να διδαχθεί. Υπάρχουν



δύο λίστες με όλους τους καθηγητές και τις αίθουσες αντίστοιχα και άλλες δύο με τους καθηγητές που μπορούν να διδάξουν το μάθημα και με τις αίθουσες στις οποίες αυτό μπορεί να διδαχθεί. Για την μεταφορά ενός στοιχείου από την μία λίστα στην άλλη κάντε διπλό κλικ σ' αυτό.

Α.5. Ορισμός βάσης εργασίας

Η όλη διαδικασία της εξέλιξης εργάζεται πάνω σε μια συγκεκριμένη βάση την λεγόμενη "βάση εργασίας". Μέχρι να ορισθεί η βάση εργασίας, οι μόνε ενέργειες που μπορεί να κάνει ο χρήστης είναι η διαχείριση βάσεων δεδομένων και η επεξεργασία των παραμέτρων.



Ο ορισμός της βάσης εργασίας γίνεται από το Μενού: **File | Select database...**. Εμφανίζεται το παράθυρο διαλόγου της εικόνας αριστερά, το οποίο περιέχει μια λίστα με τα πιο πρόσφατα επιλεγμένα αρχεία. Εάν το αρχείο που σας ενδιαφέρει δεν υπάρχει στην λίστα επιλέξατε *More files...*. Όταν ορίσετε την βάση εργασίας, στην γραμμή κατάστασης (status bar) θα εμφανιστεί το όνομα αυτής (NONE σε περίπτωση που δεν έχει ορισθεί). Από το Μενού: **Edit | Preferences...** μπορείτε να ενεργοποιήσετε την επιλογή για την αυτόματη ανάθεση της τελευταίας χρησιμοποιούμενης βάσης ως βάση εργασίας, με την εκκίνηση της εφαρμογής.

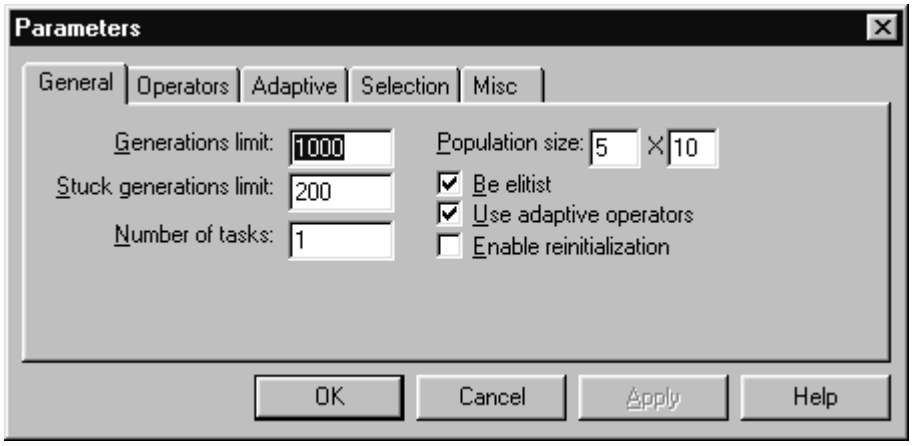
Α.6. Επεξεργασία των παραμέτρων

Η επεξεργασία των παραμέτρων του εξελικτικού αλγορίθμου γίνεται από το Μενού: **Edit | Parameters**. Ο χρήστης μπορεί να αποθηκεύσει τις τρέχουσες παραμέτρους σε

αρχείο (Μενού: **File | Parameter | Save...**) όπως επίσης να φορτώσει τις τιμές από ένα υπάρχον αρχείο (Μενού: **File | Parameter | Load...**). Οι παράμετροι είναι ταξινομημένες σε πέντε κατηγορίες ανάλογα με ρόλο τους:

Α.6.1. Γενικές παράμετροι

- *Όριο γενιών (Generations limit)*. Όταν το όριο αυτό έχει φτάσει, ο αλγόριθμος τερματίζει.
- *Όριο "κολλημένων" γενιών (Stuck generations limit).* Το πλήθος των γενιών κατά τις οποίες η καλύτερη λύση παραμένει η ίδια. Όταν φτάσει αυτό το όριο η εξέλιξη τερματίζει.

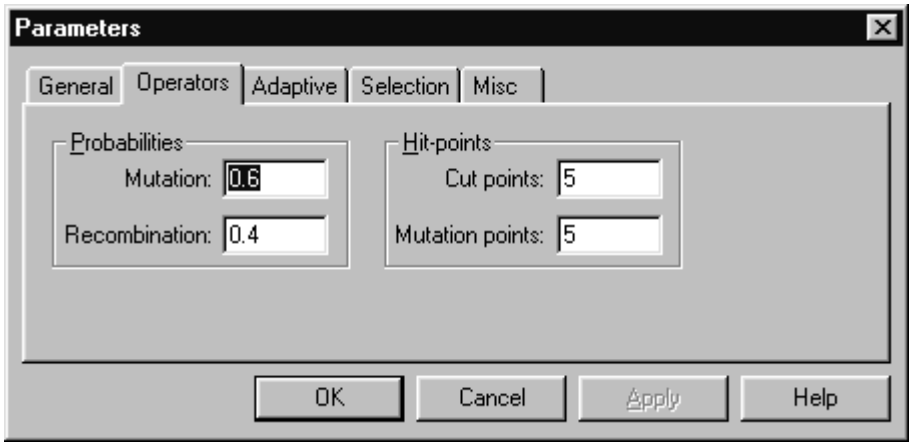


- *Αριθμός τρεξιμάτων (Number of tasks)*. Πόσες συνεχόμενες φορές θα εκτελεσθεί ο αλγόριθμος. Το κάθε τρέξιμο είναι ανεξάρτητο από τα υπόλοιπα.
- *Μέγεθος πληθυσμού (Population size)*. Το πλήθος των ατόμων που περιέχει ο πληθυσμός. Δίνεται με την μορφή δισδιάστατου πίνακα για να μπορεί να εφαρμοστεί η τοπική επιλογή (local selection).
- *Χρησιμοποίηση ελιτισμού (Be elitist)*. Με την χρήση του ελιτισμού (elitism) εξασφαλίζεται ότι το τρέχον καλύτερο άτομο θα μεταφερθεί στην επόμενη γενιά.
- *Χρησιμοποίηση προσαρμοσμένων τελεστών (Use adaptive operators)*. Κατά πόσο οι πιθανότητες εφαρμογής των γενετικών τελεστών θα αυτο-προσαρμόζονται.
- *Ενεργοποίηση της επαναρχικοποίησης (Enable re-initialization).* Κατά πόσο θα γίνει χρήση της μεθόδου επαναρχικοποίησης μέρους του πληθυσμού.

Α.6.2. Γενετικοί τελεστές

- *Πιθανότητα μετάλλαξης (Mutation).* Η πιθανότητα με την οποία θα εφαρμοσθεί ο τελεστής μετάλλαξης.
- *Πιθανότητα ανασυνδιασμού (Recombination).* Η πιθανότητα με την οποία θα εφαρμοσθεί ο τελεστής ανασυνδιασμού.

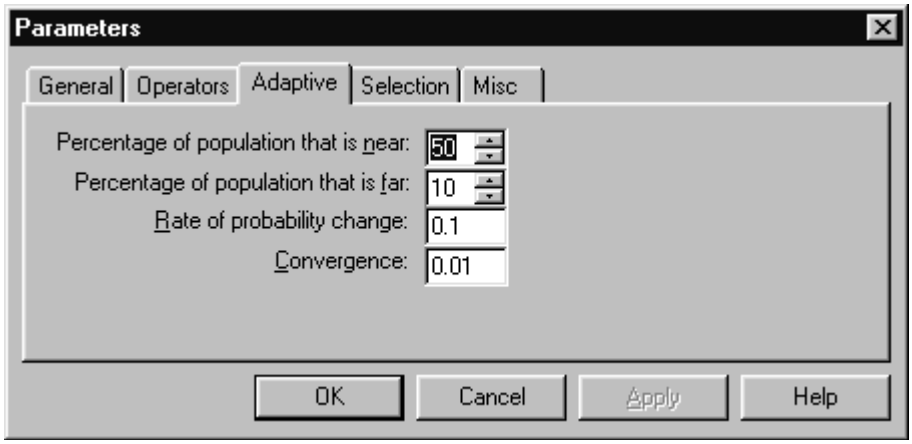
- *Σημεία κοπής (Cut points).* Το μέγιστο πλήθος των σημείων κοπής.



- *Σημεία μετάλλαξης (Mutation points).* Το μέγιστο πλήθος των σημείων μετάλλαξης.

Α.6.3. Παράμετροι προσαρμογής

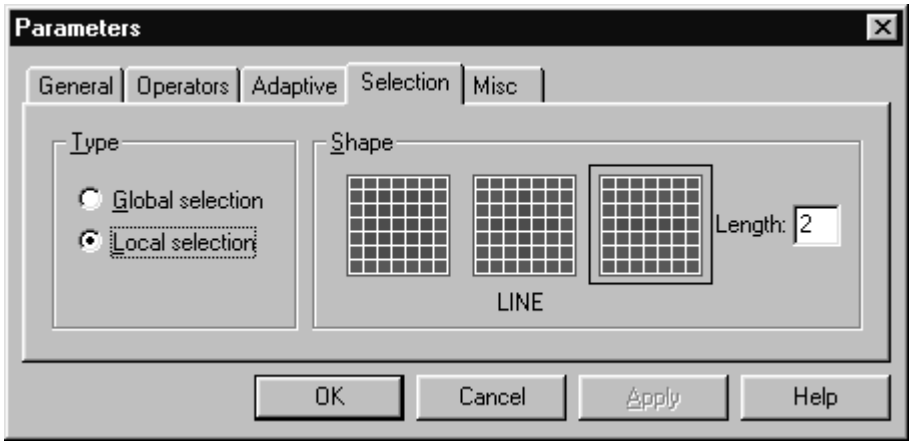
- *Ποσοστό ατόμων του πληθυσμού που συγκλίνουν προς το καλύτερο άτομο (Percentage of population that is near).* Όταν ο πληθυσμός υπερβεί αυτό το ποσοστό τότε έχουμε αναπροσαρμογή των πιθανοτήτων.



- *Ποσοστό ατόμων του πληθυσμού που αποκλίνουν από το καλύτερο άτομο (Percentage of population that is far).* Όταν ο πληθυσμός υπερβεί αυτό το ποσοστό τότε έχουμε αναπροσαρμογή των πιθανοτήτων.
- *Ρυθμός μεταβολής των πιθανοτήτων (Rate of probability change).* Η ποσότητα κατά την οποία θα αυξηθούν ή θα ελαττωθούν οι πιθανότητες.
- *Μέτρο σύγκλισης (Convergence).* Όταν το ποσοστό της διαφοράς της ποιότητας ενός ατόμου σε σχέση με αυτή του καλύτερου είναι μικρότερη από αυτή την τιμή τότε θεωρούμε ότι το άτομο αυτό συγκλίνει προς το καλύτερο άτομο.

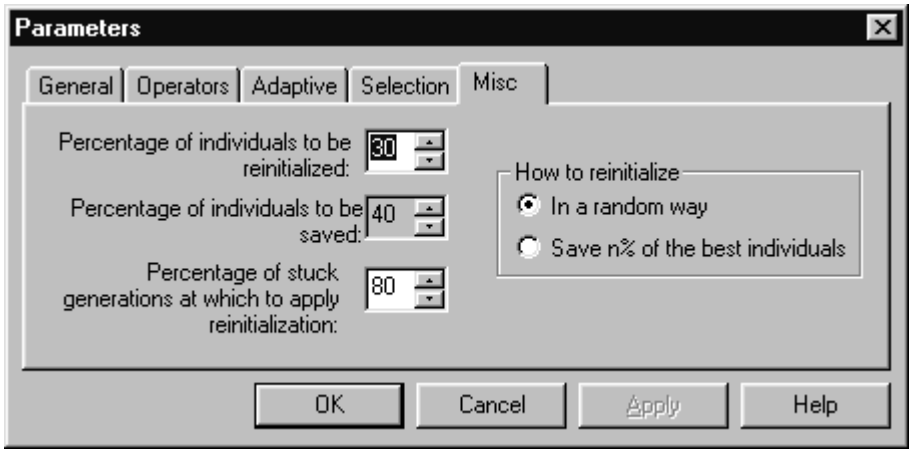
Α.6.4. Επιλογή (Selection)

Ορίζετε το ποια δομή γειτονιάς πληθυσμού θα χρησιμοποιηθεί κατά την διαδικασία της επιλογής. Στην περίπτωση της τοπικής επιλογής (local selection) επιλέγετε με το ποντίκι το σχήμα που θα εφαρμοσθεί και δίνετε τις διαστάσεις του (σε άτομα).



Α.6.5. Λοιπές παράμετροι

Στην παρούσα έκδοση οι λοιπές παράμετροι αφορούν μόνο την επαναρχικοποίηση. Υπάρχουν δύο τρόποι επαναρχικοποίησης (τυχαίο μέρος του πληθυσμού ή όλα τα άτομα εκτός των *ν* καλύτερων) ενώ σε κάθε περίπτωση η καλύτερη λύση παραμένει ανέπαφη.



- *Ποσοστό ατόμων που θα επαναρχικοποιηθεί (Percentage of individuals to be reinitialized).* Αρχικοποιείται ένα τυχαίο πλήθος ατόμων.
- *Ποσοστό ατόμων που θα μείνει ανέπαφο (Percentage of individuals to be saved).* Αρχικοποιούνται όλα τα άτομα εκτός από τα *ν* καλύτερα.
- *Ποσοστό κολλημένων γενιών κατά το οποίο θα εφαρμοσθεί η επαναρχικοποίηση (Percentage of stuck generations at which to apply re-initialization).* Όταν οι κολλημένες

γενιές φτάσουν αυτό το ποσοστό (σε σχέση με το όριο των κολλημένων γενιών), εφαρμόζεται η επαναρχικοποίηση.

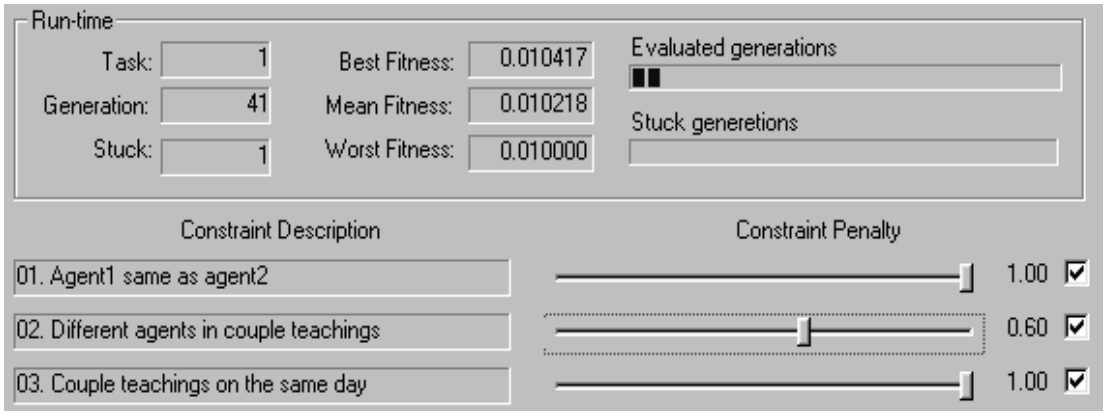
- *Τυχαία επαναρχικοποίηση (In a random way).* Τα άτομα που θα επαναρχικοποιηθούν είναι ένα τυχαίο δείγμα του πληθυσμού.
- *Άσε ανέπαφα n% από τα καλύτερα άτομα (Save n% of the best individuals).* Επαναρχικοποιούνται όλα τα άτομα εκτός από ένα ποσοστό των καλύτερων.

Α.7. Έλεγχος του εξελικτικού αλγορίθμου

Ο έλεγχος (control) της διαδικασίας της εξέλιξης γίνεται από το Μενού: **Run.** Μπορείτε να ξεκινήσετε την εξέλιξη (Μενού: **Run | Start**), να την σταματήσετε προσωρινά (Μενού: **Run | Pause**) ή να την τερματίσετε (Μενού: **Run | Stop**). Ανάλογα με την κατάσταση στην οποία βρίσκεται ο εξελικτικός αλγόριθμος, είναι ενεργοποιημένες και οι αντίστοιχες επιλογές. **ΠΡΟΣΟΧΗ**: Οι επιλογές τερματισμού και προσωρινής διακοπής της εξέλιξης δεν επιδρούν άμεσα στην διαδικασία της εξέλιξης αλλά απλώς ειδοποιούν τον αλγόριθμο για την κατάλληλη ενέργεια όταν όμως αυτός θα είναι έτοιμος. Αυτό συμβαίνει γιατί δεν επιτρέπεται ο αλγόριθμος να διακόψει στην μέση της εξέλιξη μιας γενιάς αλλά αυτή θα πρέπει πρώτα να ολοκληρωθεί. Στην γραμμή κατάστασης (status bar) εμφανίζεται η τρέχουσα κατάσταση του αλγορίθμους. Αυτή μπορεί να είναι μια από τις ακόλουθες: **Idle** (ο αλγόριθμος δεν τρέχει), **Initializing** (ο αλγόριθμος αρχικοποιεί τον πληθυσμό), **Evolving** (ο αλγόριθμος εξελίσσει τον πληθυσμό) και **Paused** (ο αλγόριθμος έχει παγώσει).

Α.8. Διαχείριση των βαρών

Για την διαχείριση των βαρών επιλέγετε Μενού: **View | Main control**. Στο πάνω μέρος του παραθύρου εξαφανίζονται ορισμένα στοιχεία σχετικά με την εξέλιξη. Υπάρχει ο



αριθμός του τρεξίματος στο οποίο βρισκόμαστε, ο αριθμός των γενιών που έχουν περάσει, το πλήθος των κολλημένων γενιών, η ποιότητα του καλύτερου ατόμου, του χειρότερου και ο μέσος όρος όλων των ποιοτήτων (οι ποιότητες αφορούν τον τρέχον πληθυσμό).

Στο κάτω μέρος απαριθμούνται οι περιορισμοί που υποστηρίζει η εφαρμογή. Δίπλα από κάθε περιορισμό υπάρχει μια μπάρα από όπου καθορίζεται το βάρος του περιορισμού. Οι τιμές που μπορεί να πάρει κυμαίνονται από 0 έως 1 με βήμα 0,01. Μπορείτε να ενεργοποιήσετε / απενεργοποιήσετε ένα περιορισμό από το check box δίπλα σε αυτόν. Όλα τα παραπάνω μπορούν να αλλάζουν δυναμικά κατά την διάρκεια της εξέλιξης και έχουν άμεση επίδραση σε αυτή.

Α.9. Γραφικές παραστάσεις - Ραβδόγραμμα

Κατά την διάρκεια της εξέλιξης μπορείτε να παρακολουθήσετε την πορεία της ποιότητας του καλύτερου ατόμου όπως και την μέση ποιότητα μέσα από δύο γραφικές παραστάσεις (Μενού: **View | Chart | Best fitness** και Μενού: **View | Chart | Mean fitness** αντίστοιχα). Η γραφικές παραστάσεις δεν αρχίζουν πάντα από την πρώτη γενιά αλλά από αυτή που εξελισσόταν την στιγμή που ανοίχθηκε το παράθυρο. Επίσης από την επιλογή Μενού: **View | Chart | Population**, εμφανίζεται ένα ραβδόγραμμα (εικόνα αριστερά) με τις ποιότητες των ατόμων του τρέχοντος πληθυσμού. Οι τιμές του κάθε γραφήματος μπορούν να αποθηκευτούν με την μορφή αρχείου κειμένου, διαχωριζόμενες με tab (Μενού: **File | Save,** Μενού: **File | Save as…**) για περαιτέρω επεξεργασία τους από άλλα προγράμματα (π.χ. Microsoft Excel).

Α.10. Παράθυρο στατιστικών

Από την επιλογή Μενού: **View | Statistics**, εμφανίζεται παράθυρο με στατιστικά στοιχεία για το κάθε τρέξιμο του αλγορίθμου. Κάθε γραμμή του πλέγματος αφορά ένα τρέξιμο και περιλαμβάνει τα εξής:

- Τον αριθμό του τρεξίματος.

- Τον αριθμό των γενιών (μη συμπεριλαμβάνοντας τις κολλημένες).
- Τον αριθμό των κολλημένων γενιών.

Statistics

Task	Generation	Stuck	Best	Best ever	Found at
1	10	0	0.008475	0.008475	10
2	10	0	0.008333	0.008333	10
3	9	1	0.008621	0.008621	9
4	9	1	0.008929	0.008929	9
5	9	1	0.008547	0.008547	9
6	10	0	0.008264	0.008264	10
7	8	2	0.008696	0.008696	8
8	9	1	0.008264	0.008264	9

- Η καλύτερη ποιότητα σε όλη την εξέλιξη.
- Η γενιά στην οποία βρέθηκε.
- Το πλήθος των μεταλλάξεων που έγιναν.
- Το πλήθος των ανασυνδυασμών που έγιναν.
- Την χρονική διάρκεια.

Για την χρονική διάρκεια θα πρέπει να τονίσουμε ότι δεν πρόκειται για τον πραγματικό χρόνο εκτέλεσης του αλγορίθμου αλλά συμπεριλαμβάνει και τον χρόνο που απαιτείται για την ενημέρωση των όποιων παραθύρων.

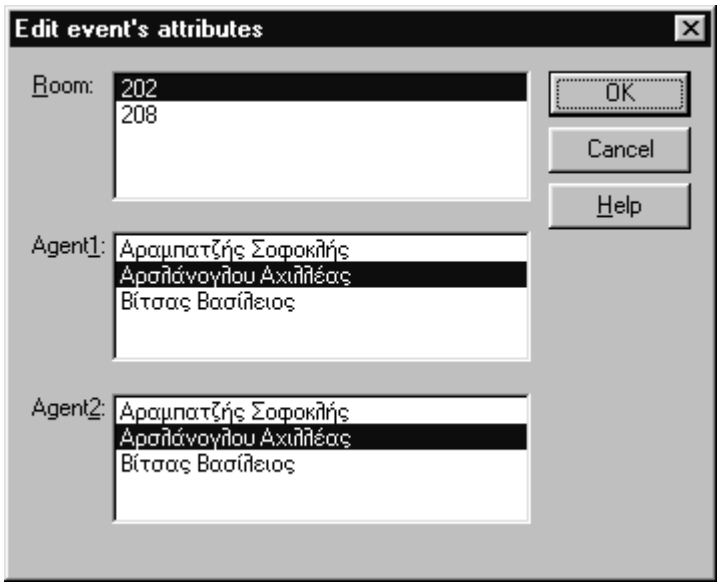
Όπως και στα γραφήματα έτσι και εδώ τα στοιχεία αυτά μπορούν να αποθηκευτούν με την μορφή αρχείου κειμένου.

Α.11. Ο επεξεργαστής λύσεων

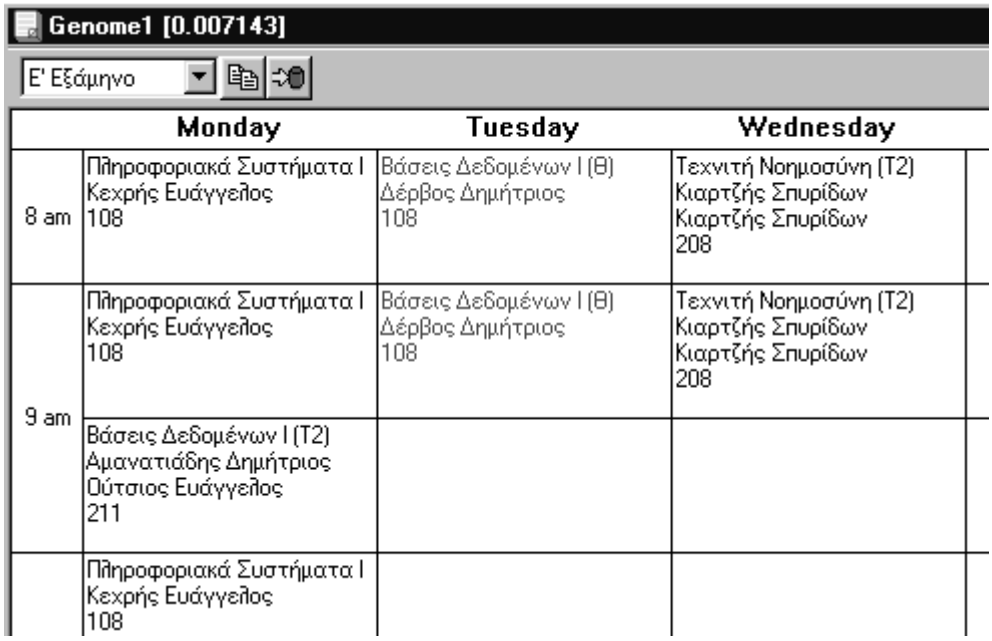
Ο επεξεργαστής των λύσεων / ατόμων ενεργοποιείτε από την επιλογή Μενού: **Edit | Best genome**, και επιτρέπει την προβολή / τροποποίηση των περιεχομένων του τρέχοντος καλύτερου ατόμου. Η επιλογή αυτή μπορεί να γίνει οποιαδήποτε στιγμή της εξέλιξης και μπορείτε να επεξεργάζεστε παράλληλα λύσεις από διαφορετικές στιγμές αυτής.

Στο παράθυρο εμφανίζεται ένα εξάμηνο κάθε φορά. Για να αλλάξετε εξάμηνο επιλέγετε αυτό που σας ενδιαφέρει από την λίστα που βρίσκεται στην γραμμή εργαλείων του παραθύρου. Επίσης, μπορείτε να κλονοποιείσετε ένα παράθυρο (Μενού: **Genome | Clone**) και να επεξεργάζεστε ταυτόχρονα περισσότερα του ενός εξάμηνα.

Για να τροποποιήσετε κάποιο στοιχείο μιας παράδοσης κάνετε διπλό κλικ σε αυτή.



Τότε εμφανίζεται το παράθυρο διαλόγου της εικόνας αριστερά το οποίο περιέχει τρεις λίστες με τις επιτρεπόμενες αίθουσες, καθηγητές Α και καθηγητές Β (όταν είναι εργαστηριακή παράδοση) αντίστοιχα, από όπου και επιλέγετε τα στοιχεία που εσείς θέλετε. Για να αλλάξετε την ημέρα ή / και την ώρα κάποιας παράδοσης την σέρνετε με το ποντίκι και την τοποθετείτε στο κελί που θέλετε. Μετά από κάθε αλλαγή η ποιότητα του ατόμου επαναϋπολογίζετε ώστε να γνωρίζετε τον αντίκτυπο των αλλαγών σας (η ποιότητα του ατόμου αναγράφεται στον τίτλο του παραθύρου).



Όταν τελειώσετε με την επεξεργασία του ατόμου μπορείτε να το επανατοποθετήσετε πίσω στον τρέχων πληθυσμό (η εξέλιξη δεν σταματάει όσο εσείς εργάζεσθε με τον επεξεργαστή). Αυτό γίνεται από την επιλογή Μενού: **Genome | Put it back**. **ΠΡΟΣΟΧΗ:** Πριν κάνετε αυτή την επιλογή βεβαιωθείτε ότι η εξέλιξη έχει παγώσει διαφορετικά υπάρχει περίπτωση εμφάνισης λανθασμένων στατιστικών στοιχείων.

Ένα σημαντικό στοιχείο του επεξεργαστή, είναι η δυνατότητα αποθήκευσης του ατόμου (Μενού: **File | Save**, Μενού: **File | Save as...**) ως RTF (Rich Text Format) με την μορφή που αυτό εμφανίζεται στην οθόνη.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β' – ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΚΤΕΛΕΣΕΩΝ

Στο παράρτημα αυτό παρατίθενται ακατέργαστα τα αποτελέσματα των εκτελέσεων του εξελικτικού αλγορίθμου. Για περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τις εκτελέσεις αυτές ανατρέξατε στο 7^{ο} κεφάλαιο.

Β.1. ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ

Ο πίνακας 2 περιέχει τις τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν στις εκτελέσεις του ΕΑ. Χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες: σε αυτές που είναι σταθερές σε κάθε εκτέλεση, σε αυτές που χρησιμοποιούνται όταν δεν γίνεται προσαρμογή και τέλος σε αυτές που χρησιμοποιούνται όταν εφαρμόζεται η προσαρμογή των γενετικών τελεστών.

ΣΤΑΘΕΡΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΓΙΑ ΟΛΕΣ ΤΙΣ ΕΚΤΕΛΕΣΕΙΣ	
ΠΛΗΘΥΣΜΟΣ	10 X 10
ΟΡΙΟ ΚΟΛΛΗΜΕΝΩΝ ΓΕΝΙΩΝ	500
ΜΕΓΙΣΤΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΓΕΝΙΩΝ	10000
ΑΡΙΘΜΟΣ ΕΚΤΕΛΕΣΕΩΝ	20
ΕΛΙΤΙΣΜΟΣ	ΝΑΙ
ΕΠΑΝΑΡΧΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ	ΟΧΙ
ΜΕΓΙΣΤΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΣΗΜΕΙΩΝ ΑΝΑΣΥΝΔΥΑΣΜΟΥ	5
ΜΕΓΙΣΤΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΣΗΜΕΙΩΝ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ	5
ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΟΤΑΝ <u>ΔΕΝ</u> ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙΤΑΙ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ	
ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΑΝΑΣΥΝΔΥΑΣΜΟΥ	0,4
ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ	0,6
ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΟΤΑΝ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙΤΑΙ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ	
ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΑΝΑΣΥΝΔΥΑΣΜΟΥ	0,1
ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑΛΛΑΞΗΣ	0,9
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΤΟΜΩΝ ΤΟΥ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ ΠΟΥ ΣΥΓΚΛΙΝΟΥΝ	50
ΠΟΣΟΣΤΟ ΑΤΟΜΩΝ ΤΟΥ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ ΠΟΥ ΑΠΟΚΛΙΝΟΥΝ	10
ΡΥΘΜΟΣ ΜΕΤΑΒΟΛΗΣ ΤΩΝ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ	0,1
ΜΕΤΡΟ ΣΥΓΚΛΙΣΗΣ	0,01

Πίνακας Error! Unknown switch argument.**: Οι τιμές των παραμέτρων κατά τις εκτελέσεις**

Β.2 Αποτελέσματα 1ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2458	0,016393	0,012658	0,015737	532619	350592	0:16:16
2	2040	0,018519	0,013158	0,017566	457480	302097	0:14:49
3	1839	0,014493	0,011111	0,013814	421275	277668	0:13:41
4	1759	0,014925	0,011494	0,014285	407135	267785	0:13:13
5	1717	0,017241	0,013333	0,016370	398660	263548	0:12:57
6	1400	0,014706	0,011111	0,014022	342329	225418	0:11:06
7	927	0,013699	0,010989	0,013151	257011	169466	0:08:23
8	2134	0,015385	0,010870	0,014720	475078	312733	0:15:31
9	2197	0,015873	0,012048	0,015234	485511	319739	0:15:46
10	2416	0,014493	0,011905	0,013967	525201	347393	0:17:04
11	1532	0,016393	0,012821	0,015680	364335	240496	0:11:56
12	2303	0,014493	0,012048	0,013820	503515	332409	0:16:25
13	1631	0,015385	0,011905	0,014750	383600	251839	0:12:31
14	2865	0,017857	0,012821	0,016812	606775	396286	0:20:19
15	793	0,012658	0,010000	0,012217	232327	152404	0:07:49
16	796	0,013699	0,010526	0,013188	233860	154218	0:07:49
17	769	0,012821	0,010638	0,012427	228539	149927	0:07:41
18	2253	0,017857	0,012658	0,017051	495994	326681	0:16:38
19	2294	0,016667	0,012658	0,015727	503095	330445	0:16:56
20	2741	0,016393	0,012821	0,015683	583308	385670	0:19:46
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ						ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΠΑΝΜΙΚΤΙΚΗ	

Β.3. Αποτελέσματα 2ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	668	0,013333	0,009804	0,012817	209615	138376	0:06:24
2	1852	0,018519	0,013333	0,017626	423727	279091	0:13:48
3	1558	0,015152	0,011628	0,014589	370880	245420	0:12:41
4	1160	0,012987	0,009434	0,012490	299034	197049	0:09:59
5	2769	0,016949	0,013333	0,016031	588566	388028	0:20:46
6	2709	0,019231	0,013889	0,018179	577257	380719	0:19:40
7	1170	0,013699	0,010417	0,013227	301589	198396	0:10:32
8	1230	0,017544	0,013333	0,016636	311595	206133	0:10:28
9	2338	0,017241	0,013699	0,016489	511239	335463	0:18:23
10	1082	0,012048	0,009174	0,011654	284207	188867	0:09:53
11	905	0,013514	0,010309	0,012805	253500	167381	0:08:38
12	1853	0,015152	0,012195	0,014484	422558	278325	0:14:52
13	2395	0,016129	0,012195	0,015217	520366	343590	0:18:02
14	1988	0,015152	0,011364	0,014459	447533	293852	0:17:13
15	1700	0,015152	0,011628	0,014531	395630	259509	0:13:49
16	2339	0,016129	0,011236	0,015222	512452	334376	0:19:34
17	2175	0,014706	0,011628	0,014116	481921	317097	0:17:06
18	2085	0,015873	0,011628	0,015270	465720	306419	0:18:00
19	2283	0,015385	0,011905	0,014732	500985	329350	0:18:02
20	2514	0,014085	0,010870	0,013494	542308	358900	0:20:33
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ						ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ, 5 ΑΤΟΜΩΝ	

Β.4. Αποτελέσματα 3ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2444	0,015385	0,010309	0,014846	529961	348902	0:16:09
2	2101	0,015385	0,011905	0,014652	468400	309836	0:15:41
3	2165	0,017857	0,012500	0,016968	479614	316053	0:16:20
4	1260	0,016949	0,012821	0,016026	317897	209076	0:11:13
5	1733	0,016393	0,012658	0,015560	401201	265371	0:13:30
6	1903	0,015152	0,012048	0,014576	433427	284836	0:15:48
7	1860	0,017241	0,013158	0,016267	425418	281361	0:14:35
8	2660	0,018182	0,013889	0,017299	569197	373458	0:20:00
9	763	0,013699	0,011364	0,013214	227083	150873	0:07:44
10	2235	0,016129	0,011905	0,015286	492463	325022	0:17:12
11	1690	0,015152	0,012346	0,014530	392759	259552	0:13:47
12	1165	0,013699	0,010753	0,013143	299260	197183	0:10:15
13	706	0,013889	0,010526	0,013403	216979	142373	0:08:04
14	1671	0,017241	0,012821	0,016532	391667	256716	0:14:22
15	1394	0,014925	0,011111	0,014178	339549	223538	0:12:16
16	1380	0,015152	0,011364	0,014451	339468	220682	0:12:58
17	788	0,012500	0,010204	0,012033	232282	152827	0:08:19
18	1847	0,014706	0,011494	0,014152	422653	277961	0:15:00
19	1916	0,014286	0,010638	0,013735	435689	286270	0:15:45
20	2993	0,016129	0,011628	0,015313	628067	414551	0:22:32
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΣΤΑΥΡΟΣ, 5 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.5. Αποτελέσματα 4ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2949	0,019231	0,012346	0,017848	620688	408810	0:19:51
2	1688	0,016949	0,013158	0,015951	394450	260753	0:13:40
3	1265	0,017241	0,012987	0,016343	317985	209571	0:10:40
4	1274	0,015625	0,011765	0,015046	318702	210015	0:11:28
5	1216	0,014286	0,011628	0,013723	309498	204196	0:10:41
6	2408	0,015385	0,011765	0,014673	522579	345111	0:18:21
7	2756	0,015625	0,011628	0,014728	587309	387024	0:20:14
8	1909	0,015625	0,011765	0,014695	434110	285045	0:15:33
9	3795	0,017544	0,012821	0,016835	773205	511021	0:26:58
10	1104	0,015625	0,011905	0,014963	287643	189609	0:10:38
11	1218	0,012500	0,010309	0,012077	308325	204209	0:10:22
12	2219	0,015873	0,012195	0,015010	489195	321357	0:17:41
13	3012	0,016393	0,012195	0,015593	631679	414684	0:22:22
14	1579	0,016129	0,012821	0,015392	375348	244271	0:14:38
15	1440	0,015385	0,011111	0,014758	349790	230404	0:12:08
16	2261	0,013158	0,010638	0,012651	498011	327248	0:18:52
17	2403	0,014493	0,011364	0,013771	522098	342799	0:18:31
18	2645	0,015385	0,011628	0,014725	566085	374548	0:20:45
19	2273	0,017241	0,013889	0,016515	498980	328271	0:18:24
20	2403	0,014085	0,010989	0,013381	522683	343642	0:19:22
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΓΡΑΜΜΗ, 5 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.6. Αποτελέσματα 5ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	1958	0,018519	0,012987	0,017077	510471	224726	0:13:16
2	3998	0,022727	0,015385	0,020501	987478	356481	0:26:24
3	2165	0,015152	0,011628	0,014253	567935	228937	0:15:38
4	2066	0,014286	0,011111	0,013443	551818	216729	0:15:04
5	2558	0,017241	0,013158	0,016394	659083	256097	0:18:08
6	2185	0,018868	0,014085	0,017357	569891	232400	0:15:46
7	1895	0,018519	0,013158	0,017144	490732	224325	0:14:03
8	2976	0,015625	0,011905	0,014597	748282	291788	0:20:33
9	1979	0,015152	0,010000	0,014074	527256	212006	0:14:34
10	1443	0,015152	0,011236	0,014325	400643	180181	0:11:30
11	2017	0,014706	0,011628	0,013828	528667	223954	0:14:50
12	1726	0,016667	0,011494	0,015324	460290	203824	0:13:07
13	2074	0,015152	0,012195	0,014136	538325	230058	0:15:08
14	2334	0,015625	0,011364	0,014797	588922	256414	0:16:40
15	3219	0,018868	0,012821	0,017353	804173	304969	0:21:55
16	2374	0,017544	0,012987	0,016317	612408	244973	0:17:25
17	1617	0,016129	0,012048	0,015122	435022	195957	0:12:51
18	1862	0,018868	0,014085	0,017563	485035	219624	0:14:38
19	2259	0,017857	0,012658	0,016482	583065	242658	0:16:47
20	3053	0,020408	0,013158	0,018608	754421	308642	0:21:40
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ						ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΠΑΝΜΙΚΤΙΚΗ	

Β.7. Αποτελέσματα 6ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	1689	0,014706	0,011111	0,013950	445116	210065	0:12:01
2	687	0,014493	0,011628	0,013578	216307	139073	0:07:26
3	1373	0,016393	0,012346	0,015494	371891	186521	0:11:19
4	2754	0,019231	0,014286	0,017802	687386	282569	0:20:08
5	1984	0,017241	0,011364	0,015965	515771	225286	0:15:31
6	3203	0,017241	0,012658	0,015902	779947	327979	0:22:51
7	3595	0,018868	0,012821	0,017374	854870	369022	0:25:29
8	2479	0,017241	0,012346	0,016160	624921	263866	0:18:52
9	1284	0,016393	0,011628	0,015133	352207	179904	0:12:02
10	1507	0,016129	0,012195	0,014994	406141	192353	0:12:35
11	3309	0,017241	0,012821	0,016001	812213	325014	0:24:54
12	1707	0,018182	0,013158	0,016837	446909	213662	0:15:14
13	2021	0,017241	0,011905	0,015925	505021	248101	0:15:50
14	1609	0,016949	0,013158	0,015876	420986	209964	0:14:40
15	2037	0,015873	0,012195	0,014817	527655	229426	0:16:46
16	2073	0,017544	0,013158	0,016519	532830	234759	0:17:06
17	2255	0,017544	0,013514	0,016456	572052	251280	0:19:12
18	1823	0,015385	0,011628	0,014542	482829	211205	0:14:38
19	1642	0,015152	0,011765	0,014158	437079	203209	0:15:16
20	3464	0,021739	0,014085	0,019642	844238	340986	0:27:11
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ						ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ, 5 ΑΤΟΜΩΝ	

Β.8. Αποτελέσματα 7ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	1751	0,016949	0,012346	0,015612	455005	217563	0:12:15
2	3326	0,018519	0,011905	0,017286	821271	322334	0:23:29
3	731	0,014493	0,011364	0,013537	230260	135830	0:07:26
4	3096	0,016393	0,012048	0,015320	772962	302768	0:21:55
5	3399	0,019608	0,014085	0,018131	824135	343663	0:23:46
6	1322	0,016393	0,011765	0,015384	353016	190797	0:11:19
7	2397	0,018519	0,013699	0,016996	600726	265421	0:18:59
8	2530	0,017857	0,013333	0,016668	634095	272586	0:18:12
9	1206	0,015873	0,012195	0,014927	336984	172707	0:10:40
10	3690	0,021277	0,014925	0,019543	895230	356550	0:25:50
11	1682	0,016393	0,011905	0,015418	443119	208284	0:14:23
12	968	0,012500	0,009804	0,011929	285942	150906	0:09:53
13	2212	0,016393	0,011905	0,015183	566543	244413	0:16:41
14	2056	0,015152	0,010638	0,014103	538445	223630	0:16:18
15	2317	0,018182	0,012658	0,016750	569287	274114	0:18:01
16	2139	0,015625	0,011765	0,014710	551804	236930	0:17:00
17	1695	0,016129	0,011905	0,014836	439179	215932	0:15:04
18	1752	0,016949	0,012346	0,015736	462596	209129	0:14:21
19	3173	0,019231	0,013699	0,017743	792376	303659	0:24:41
20	836	0,014493	0,011905	0,013685	250173	149136	0:09:12
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ						ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΣΤΑΥΡΟΣ, 5 ΑΤΟΜΩΝ	

Β.9. Αποτελέσματα 8ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	1445	0,015873	0,012048	0,015043	377952	204946	0:10:35
2	2348	0,019231	0,013699	0,017971	562961	286597	0:16:47
3	4947	0,022727	0,015873	0,020680	1134623	491798	0:33:01
4	1352	0,014706	0,011236	0,013864	350460	203038	0:11:28
5	1410	0,013158	0,010638	0,012405	382414	188919	0:11:26
6	2249	0,017241	0,012658	0,016223	533736	287294	0:17:30
7	2461	0,016949	0,012048	0,015581	588668	297088	0:18:07
8	3837	0,018868	0,013699	0,017685	888014	406655	0:27:25
9	1822	0,016393	0,011765	0,015248	446315	243814	0:13:58
10	2289	0,016667	0,012048	0,015412	557597	276105	0:18:45
11	3191	0,019231	0,013889	0,017997	742806	361382	0:22:41
12	3473	0,014085	0,010101	0,013449	827601	360607	0:25:05
13	2639	0,013889	0,011111	0,013031	649237	288550	0:20:01
14	1062	0,014493	0,010989	0,013698	290244	174670	0:11:04
15	2053	0,017857	0,013158	0,016593	506504	256893	0:16:27
16	1275	0,016949	0,012048	0,015849	322535	208182	0:11:53
17	1518	0,014706	0,010753	0,013713	390303	213314	0:14:02
18	3108	0,020000	0,014085	0,018575	722779	354039	0:23:11
19	1522	0,014493	0,010638	0,013742	392141	212790	0:14:08
20	3264	0,023256	0,014085	0,020462	767799	355820	0:24:06
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ						ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΓΡΑΜΜΗ, 5 ΑΤΟΜΩΝ	

Β.10. Αποτελέσματα 9ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2986	0,016667	0,012346	0,015817	627298	413236	0:21:02
2	3008	0,017857	0,012987	0,017153	632290	417855	0:22:40
3	1436	0,014286	0,012048	0,013833	348081	228795	0:13:40
4	1672	0,017241	0,012658	0,016437	391892	257960	0:13:44
5	1515	0,015152	0,011236	0,014569	361139	238881	0:13:52
6	2755	0,013889	0,010204	0,013356	588026	387802	0:23:06
7	2550	0,018182	0,013333	0,017359	549509	360996	0:19:49
8	1073	0,015152	0,011628	0,014528	282819	186443	0:10:43
9	830	0,014493	0,011111	0,013891	240476	159280	0:08:52
10	3228	0,018868	0,014493	0,017740	669176	441689	0:27:52
11	1569	0,016129	0,012500	0,015447	371748	245385	0:12:47
12	1794	0,017544	0,012987	0,016904	413052	271023	0:16:16
13	1261	0,014085	0,011364	0,013468	316749	207336	0:11:50
14	1528	0,013889	0,011236	0,013335	366364	239113	0:14:55
15	1584	0,016949	0,012821	0,016146	375129	246306	0:15:15
16	1754	0,013889	0,010638	0,013370	405945	267360	0:15:05
17	1824	0,015152	0,011765	0,014485	418904	275840	0:15:29
18	1823	0,015625	0,011236	0,014927	417883	274541	0:15:33
19	3031	0,018182	0,013699	0,017196	634986	420082	0:25:00
20	656	0,016393	0,012821	0,015760	207841	136682	0:07:21
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ, 10 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.11. Αποτελέσματα 10ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2082	0,017241	0,012987	0,016519	464566	306259	0:14:40
2	1092	0,014085	0,011236	0,013534	286925	189212	0:09:53
3	2382	0,015873	0,012048	0,015045	519291	342966	0:17:58
4	1264	0,015873	0,012195	0,014962	317190	208917	0:10:45
5	1019	0,014493	0,011364	0,013974	274094	180870	0:09:51
6	1316	0,015385	0,011111	0,014754	326430	215738	0:11:09
7	1955	0,015873	0,012346	0,015142	442743	291077	0:15:30
8	1161	0,014286	0,011765	0,013759	299459	198471	0:10:52
9	1666	0,015873	0,012346	0,015156	390424	256235	0:13:26
10	1756	0,015873	0,012195	0,015078	405880	267204	0:14:12
11	1016	0,015152	0,011905	0,014509	273924	181273	0:11:22
12	2125	0,017241	0,012821	0,016541	471020	310548	0:16:46
13	1969	0,014706	0,012048	0,014033	443175	292991	0:16:23
14	2103	0,014925	0,012195	0,014371	468729	308144	0:17:36
15	1949	0,017857	0,013333	0,017028	440489	288536	0:16:49
16	1777	0,014493	0,010870	0,013987	410059	268248	0:14:45
17	784	0,015152	0,012048	0,014520	231740	151966	0:09:13
18	1382	0,016393	0,012658	0,015551	338691	223398	0:12:24
19	2866	0,019608	0,014706	0,018493	606807	398801	0:23:35
20	2055	0,016667	0,012346	0,015773	459638	302283	0:16:49
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΣΤΑΥΡΟΣ, 10 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.12. Αποτελέσματα 11ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	957	0,013889	0,011364	0,013400	261807	172369	0:07:58
2	1139	0,014925	0,011628	0,014204	295797	194852	0:09:36
3	2352	0,015625	0,012195	0,014993	513480	339982	0:17:15
4	1868	0,016129	0,011765	0,015197	426290	280506	0:14:49
5	1799	0,015152	0,012346	0,014599	414253	273161	0:13:53
6	1851	0,014925	0,011765	0,014323	421597	278104	0:14:39
7	2231	0,015873	0,011765	0,015087	493056	324671	0:17:18
8	1925	0,017241	0,012821	0,016357	437515	288278	0:14:44
9	2065	0,014925	0,011236	0,014285	461671	303853	0:16:14
10	766	0,012658	0,010101	0,012266	228453	151222	0:07:49
11	1873	0,014706	0,012048	0,014079	426393	281881	0:15:31
12	2295	0,019231	0,013333	0,018070	501311	331286	0:18:36
13	3081	0,016949	0,013158	0,016171	644627	423363	0:23:22
14	2469	0,014706	0,010989	0,014107	534410	350142	0:18:54
15	1197	0,012987	0,010870	0,012519	306029	199501	0:12:09
16	3374	0,017544	0,013158	0,016694	698343	459790	0:25:51
17	2513	0,016129	0,012195	0,015480	542142	356040	0:20:39
18	2875	0,018182	0,013514	0,017206	607233	401998	0:21:38
19	1229	0,015625	0,012500	0,015089	310713	204493	0:12:29
20	1835	0,017857	0,013158	0,016775	420172	276515	0:16:24
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΌΧΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΓΡΑΜΜΗ, 10 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.13 Αποτελέσματα 12ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2211	0,018182	0,013514	0,016813	563636	247806	0:15:15
2	3171	0,020000	0,012500	0,018368	779497	313995	0:23:41
3	2582	0,015873	0,011364	0,014811	658168	263857	0:18:38
4	3549	0,016129	0,012658	0,015356	876925	334935	0:27:05
5	3587	0,018868	0,013699	0,017389	879473	341641	0:25:38
6	2692	0,019231	0,013514	0,017545	671576	283247	0:19:39
7	2217	0,015152	0,011765	0,014248	567137	243738	0:19:15
8	2263	0,015873	0,011765	0,014728	595730	230136	0:19:30
9	2408	0,017544	0,012195	0,016390	623297	244765	0:19:40
10	1183	0,015152	0,010526	0,014262	340073	163009	0:10:23
11	2200	0,015625	0,012658	0,014771	568756	238069	0:19:34
12	1200	0,015152	0,011905	0,014325	337807	169318	0:11:41
13	2101	0,016129	0,012048	0,015147	547450	230541	0:16:26
14	1532	0,014286	0,011111	0,013515	416663	191842	0:12:41
15	3853	0,017544	0,013158	0,016258	958441	340347	0:33:29
16	2813	0,018868	0,012987	0,017390	707196	283358	0:26:01
17	2244	0,018519	0,014085	0,017079	566908	252837	0:17:46
18	2748	0,018868	0,012987	0,017597	695497	275424	0:25:05
19	1937	0,018519	0,012658	0,017247	492911	233480	0:17:25
20	2195	0,013889	0,010101	0,013144	590568	215931	0:18:37
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΤΕΤΡΑΓΩΝΟ, 10 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.14. Αποτελέσματα 13ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	4071	0,020408	0,012346	0,018563	1003196	364795	0:25:58
2	3088	0,018868	0,013333	0,017377	775192	296199	0:21:44
3	2158	0,016393	0,011236	0,015360	558676	235071	0:16:10
4	1099	0,015625	0,011236	0,014636	317473	160444	0:10:13
5	2109	0,018182	0,012987	0,017020	551221	229545	0:15:51
6	2787	0,016949	0,011905	0,015817	705541	275306	0:20:35
7	2234	0,015625	0,011236	0,014758	572668	244883	0:17:34
8	1760	0,014706	0,011236	0,013709	463754	210898	0:13:35
9	2138	0,018519	0,011765	0,016981	557270	232202	0:17:12
10	2397	0,016949	0,012048	0,015674	614941	252328	0:19:29
11	1360	0,014085	0,010638	0,013429	379456	175481	0:11:37
12	1868	0,015152	0,011494	0,014257	494167	212133	0:16:04
13	1217	0,018182	0,012987	0,016884	340566	173809	0:10:44
14	1222	0,014493	0,011364	0,013710	348642	166989	0:12:08
15	2441	0,018868	0,012987	0,017340	612373	265636	0:18:35
16	1140	0,015625	0,011905	0,014678	323633	165447	0:11:37
17	1998	0,016667	0,013333	0,015467	519070	228313	0:16:10
18	4001	0,016949	0,012500	0,015764	997078	348734	0:29:31
19	2523	0,017241	0,011905	0,016065	635009	268120	0:20:55
20	2738	0,018868	0,012821	0,017487	694558	274618	0:22:28
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΣΤΑΥΡΟΣ, 10 ΑΤΟΜΩΝ		

Β.15. Αποτελέσματα 14ου συνόλου εκτελέσεων

Α/Α	ΓΕΝΙΕΣ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ			ΜΕΤΑΛΛ.	ΑΝΑΣΥΝΔ.	ΔΙΑΡΚΕΙΑ
		ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ	ΚΑΛΥΤΕΡΗ	ΜΕΣΗ			
1	2198	0,017544	0,012987	0,016249	565754	244624	0:15:30
2	2095	0,016949	0,011494	0,015795	530731	243196	0:16:28
3	2366	0,015385	0,011628	0,014359	598437	257409	0:17:54
4	2480	0,017544	0,012987	0,016401	621503	268786	0:18:57
5	1790	0,014925	0,010870	0,014040	472567	212208	0:15:10
6	2201	0,017857	0,012987	0,016659	565339	242266	0:16:53
7	4209	0,020000	0,013333	0,018093	1011540	397324	0:30:27
8	1152	0,015385	0,011905	0,014447	310262	183275	0:11:41
9	1690	0,016949	0,012658	0,015777	442097	212163	0:13:42
10	1207	0,016393	0,011905	0,015271	330137	178147	0:11:46
11	2585	0,017857	0,012658	0,016495	640295	282045	0:20:06
12	1917	0,018868	0,013699	0,017674	493395	228844	0:17:14
13	2348	0,015873	0,011364	0,014755	598463	253227	0:18:22
14	2764	0,020408	0,014286	0,018969	680387	294828	0:22:50
15	1214	0,016667	0,012346	0,015337	324493	187621	0:11:26
16	3683	0,016129	0,011364	0,015122	909739	339482	0:28:35
17	1726	0,019231	0,013333	0,017742	448143	215410	0:16:49
18	3237	0,018868	0,014286	0,017232	792455	324020	0:25:19
19	4096	0,018182	0,013699	0,016601	997141	378132	0:31:28
20	1656	0,016949	0,012821	0,015734	436588	207826	0:16:03
ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ: ΝΑΙ					ΓΕΙΤΟΝΙΑ: ΓΡΑΜΜΗ, 10 ΑΤΟΜΩΝ		