



ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι με Διαφορετικές Ρυθμίσεις: Σύγκριση
Απόδοσης

File Edit

Rastrigin

Island Population 4

Migration Chance % 1

Run

Run Batch

Generation limit: Min 1.000 Max 100.000 Repetitions 500

Max Tasks: 20 Collect data every: 500 Generations

Του φοιτητή
Σωτήρη Στυλιανού Μάνιου
Αρ. Μητρώου: 174941

Επιβλέπων
Παναγιώτης Αδαμίδης
Καθηγητής

Ημερομηνία 09/05/2023

Εξελικτικοί Αλγόριθμοι με Διαφορετικές Ρυθμίσεις - Σύγκριση Απόδοσης

Κωδικός Δ.Ε. 22183

Όνοματεπώνυμο φοιτητή Σωτήρης Στυλιανός Μάνιος

Όνοματεπώνυμο εισηγητή Παναγιώτης Αδαμίδης

Ημερομηνία ανάληψης Δ.Ε. 22-03-2022

Ημερομηνία περάτωσης Δ.Ε. 05/09/2023

Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως διπλωματική εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία του φοιτητή Σωτήρη Στυλιανού Μάνιου που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος.

Πρόλογος

Ο λόγος επιλογής της συγκεκριμένης εργασίας είναι από προσωπικό ενδιαφέρον για τους εξελικτικούς αλγορίθμους και τη χρήση τους στην επίλυση προβλημάτων. Ένας συνδυασμός γνώσης της γλώσσας προγραμματισμού Java, της διαθεσιμότητας λογισμικού για την ανάπτυξη εξελικτικών αλγορίθμων στην γλώσσα Java και ενδιαφέρον ανάπτυξης ολοκληρωμένου προγράμματος με GUI στην Java.

Περίληψη

Η χρήση υπολογιστών για την εύρεση λύσεων σε προβλήματα αυξανόμενης πολυπλοκότητας οδηγεί στην συνεχή αναζήτηση νέων μεθόδων για την αντιμετώπισή τους, όπως οι εξελικτικοί αλγόριθμοι. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι (EA) είναι μια κατηγορία αλγορίθμων οι οποίοι εμπνέονται από τη φυσική και τη βιολογική εξέλιξη των ειδών και χρησιμοποιούνται σε πολλά προβλήματα βελτιστοποίησης και αναζήτησης. Σε αυτή την εργασία εξετάζεται η επίδραση διάφορων συνδυασμών ρυθμίσεων στην απόδοση των E.A. χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις Rastrigin, Rosenbrock και του προβλήματος του Περιοδεύοντος πωλητή (Travelling Salesperson - TSP). Συγκρίνεται η απόδοση διαφόρων μοντέλων EA, κυρίως κατανεμημένων EA, τόσο μεταξύ τους όσο και με Πανμικτικό EA. Για αυτά τα μοντέλα ελέγχθηκαν διάφορες ρυθμίσεις όπως διαφορετικές μέθοδοι επιλογής, μέθοδοι και πιθανότητες ανασυνδυασμού και μετάλλαξης. Για να επιτευχθεί αυτό αναπτύχθηκε λογισμικό, σε γλώσσα Java με την βοήθεια της βιβλιοθήκης γραφικών Swing και της βιβλιοθήκης EA Jenetics. Παρατηρήθηκε ότι για την συγκεκριμένη υλοποίηση με τα συγκεκριμένα κριτήρια αξιολόγησης, το μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις είχε γενικά καλύτερη απόδοση από το μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις. Ωστόσο, το μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις δεν είχε καλύτερη απόδοση από έναν πανμικτικό πληθυσμό με ίδιες ρυθμίσεις. Επίσης παρατηρήθηκε ότι για κάθε συνάρτηση είναι διαφορετικό το βέλτιστο σύνολο ρυθμίσεων. Και ότι κάθε συνάρτηση εξέτασης ανταποκρίνεται διαφορετικά σε διαφορετικές ρυθμίσεις E.A. Τέλος, το κατανεμημένο (νησιωτικό) μοντέλο πληθυσμού δεν προσφέρει καλύτερη απόδοση από πανμικτικό πληθυσμό για τη συγκεκριμένη υλοποίηση και με τα συγκεκριμένα κριτήρια αξιολόγησης.

Evolutionary Algorithms with Different Settings - Performance Comparison

Sotiris Stilianos Manios

Abstract

The use of computers to find solutions to increasingly complex problems leads to the continuous search for new methods to tackle them, such as evolutionary algorithms. Evolutionary Algorithms (EA) are a category of algorithms inspired by natural and biological evolution of species and are used in many optimization and search problems. This final year thesis examines the effect of different combinations of settings on the performance of E.A., using the Rastrigin, Rosenbrock test functions and Traveling Salesperson (TSP) problem. The performance of various EA models, mainly distributed EAs, is compared both with each other and with the panmictic EA. Various settings are tested, such as different selection methods, different methods and probabilities of recombination and mutation. To achieve this, software was developed, in Java language using the Swing graphics library and the Jenetics EA library. The results show that the island model with identical settings on each island perform better than the island model with different settingon each islands. However, the island model with identical settings on each island did not perform better than a mixed population with identical settings. Finally, we notice that each testing function responds differently to different E.A. settings and that distributed (island) population models do not offer better performance than mixed population using this specific implementation and with the specific evaluation criteria.

Περιεχόμενα

Πρόλογος.....	ii
Περίληψη.....	iii
Abstract.....	iv
Περιεχόμενα.....	v
Κατάλογος Σχημάτων.....	viii
Κατάλογος Πινάκων.....	x
Συντομογραφίες.....	xi
Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή.....	1
Κεφάλαιο 2ο: Εξελικτικοί Αλγόριθμοι.....	2
2.1 Εισαγωγή.....	2
2.2 Σκοπός χρήσης εξελικτικών αλγορίθμων.....	2
2.3 Τρόπος λειτουργίας.....	2
2.4 Σημασιολογία όρων των εξελικτικών αλγορίθμων.....	3
2.4.1 Γονίδιο.....	3
2.4.2 Χρωμόσωμα.....	3
2.4.3 Γονότυπος.....	3
2.4.4 Άτομο.....	3
2.4.5 Γενιά.....	3
2.4.6 Καταλληλότητα.....	3
2.4.7 Μετάλλαξη.....	3
2.4.8 Ανασυνδυασμός.....	4
2.4.9 Πληθυσμός.....	4
2.4.9.1 Πανμικτικός πληθυσμός.....	4
2.4.9.2 Κατανεμημένος πληθυσμός.....	4
2.4.9.3 Κυτταρικός πληθυσμός.....	4
2.4.10 Μετανάστευση.....	4
2.5 Επίλογος.....	5
Κεφάλαιο 3ο: Μεθοδολογία.....	6
3.1 Εισαγωγή.....	6
3.2 Java.....	6
3.3 Swing.....	6
3.4 Jenetics.....	6

3.4.1 Γονίδιο.....	6
3.4.2 Χρωμόσωμα.....	7
3.4.3 Γονότυπος.....	7
3.4.4 Φαινότυπος.....	7
3.4.5 Καταλληλότητα.....	7
3.4.6 Πληθυσμός.....	7
3.4.7 Μέθοδοι επιλογής.....	7
3.4.7.1 Τουρνουά.....	8
3.4.7.2 Ρόδα ρουλέτας.....	8
3.4.7.3 Γραμμικής κατάταξης.....	8
3.4.7.4 Εκθετικής κατάταξης.....	8
3.4.8 Μετανάστευση.....	8
3.4.9 Επιζώντες/Απόγονοι.....	9
3.4.10 Μετάλλαξη.....	9
3.4.11 Ανασυνδυασμός.....	9
3.4.12 Όριο.....	10
3.4.13 Τρέξιμο.....	10
3.5 Συναρτήσεις εξέτασης.....	10
3.5.1 Rastrigin.....	10
3.5.2 Rosenbrock.....	10
3.5.3 TSP.....	11
3.6 Επίλογος.....	11
Κεφάλαιο 4ο: Αποτελέσματα.....	13
4.1 Εισαγωγή.....	13
4.2 Rastrigin.....	14
4.2.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin.....	14
4.2.1.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Τουρνουά.....	14
4.2.1.2 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Ρουλέτα.....	15
4.2.1.3 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Linear.....	16
4.2.1.4 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Exponential.....	18
4.2.2 Μοντέλο νησίδων Rastrigin.....	19
4.2.2.1 Μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις Rastrigin.....	19
4.2.2.2 Μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις Rastrigin.....	20
4.3 Rosenbrock.....	21

4.3.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock.....	21
4.3.1.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Τουρνουά.....	21
4.3.1.2 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Ρουλέτα.....	22
4.3.1.3 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Linear.....	23
4.3.1.4 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Exponential.....	25
4.3.2 Μοντέλο νησίδων Rosenbrock.....	26
4.3.2.1 Μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις Rosenbrock.....	26
4.3.2.2 Μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις Rosenbrock.....	27
4.4 TSP.....	28
4.4.1 Πανμικτικός πληθυσμός TSP.....	28
4.4.1.1 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Τουρνουά.....	28
4.4.1.2 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Ρουλέτα.....	29
4.4.1.3 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Linear.....	29
4.4.1.4 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Exponential.....	30
4.4.2 Μοντέλο νησίδων TSP.....	31
4.4.2.1 Μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις TSP.....	31
4.4.2.2 Μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις TSP.....	32
4.5 Επίλογος.....	32
Κεφάλαιο 5ο: Συμπεράσματα.....	33
5.1 Νησιωτικά μοντέλα πληθυσμού.....	33
5.2 Πανμικτικοί Πληθυσμοί.....	35
5.2.1 Rastrigin.....	35
5.3 Rosenbrock.....	38
5.4 TSP.....	41
Κεφάλαιο 6ο: Προτάσεις Βελτίωσης.....	44
6.1 Επέκταση ρυθμίσεων.....	44
6.2 Επέκταση ακρίβειας.....	44
6.3 Προσαρμοστικές ρυθμίσεις.....	44
6.4 Επέκταση συναρτήσεων εξέτασης.....	44
6.5 Αποθήκευση και αλλαγή επιλογών του προγράμματος.....	44
6.6 Χρήση JavaFX.....	45
6.7 Εξελικτικός αλγόριθμος σαν συνάρτηση εξέτασης.....	45
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	46

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 4.1: Rastrigin με τουρνουά.....	14
Σχήμα 4.2: Rastrigin με ρουλέτα.....	15
Σχήμα 4.3: Rastrigin με linear.....	17
Σχήμα 4.4: Rastrigin με exponential.....	18
Σχήμα 4.5: Rosenbrock με τουρνουά.....	21
Σχήμα 4.6: Rosenbrock με ρουλέτα.....	22
Σχήμα 4.7: Rosenbrock με linear.....	24
Σχήμα 4.8: Rosenbrock με exponential.....	25
Σχήμα 4.9: TSP με τουρνουά.....	28
Σχήμα 4.10: TSP με ρουλέτα.....	29
Σχήμα 4.11: TSP με linear.....	30
Σχήμα 4.12: TSP με exponential.....	31
Σχήμα 5.1: Συσχέτιση απόδοσης μεταξύ τύπων νησιών και πιθανότητα μετανάστευσης με συνάρτηση Rastrigin.....	34
Σχήμα 5.2: Συσχέτιση απόδοσης μεταξύ τύπων νησιών και πιθανότητα μετανάστευσης με συνάρτηση Rosenbrock.....	34
Σχήμα 5.3: Συσχέτιση απόδοσης μεταξύ τύπων νησιών και πιθανότητα μετανάστευσης με συνάρτηση TSP.....	35
Σχήμα 5.4: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μεθόδων επιλογής για την συνάρτηση Rastrigin.....	36
Σχήμα 5.5: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών σημείων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rastrigin.....	36
Σχήμα 5.6: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rastrigin.....	37
Σχήμα 5.7: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης για την συνάρτηση Rastrigin.....	38
Σχήμα 5.8: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μεθόδων επιλογής για την συνάρτηση Rosenbrock.....	39
Σχήμα 5.9: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών σημείων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rosenbrock.....	39
Σχήμα 5.10: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rosenbrock.....	40
Σχήμα 5.11: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης για την συνάρτηση Rosenbrock.....	41
Σχήμα 5.12: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μεθόδων επιλογής για την συνάρτηση TSP.....	42
Σχήμα 5.13: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση TSP.....	43
Σχήμα 5.14: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης για την συνάρτηση TSP.....	43

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 4.1: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rastrigin με τουρνουά.....	14
Πίνακας 4.2: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rastrigin με ρουλέτα.....	16
Πίνακας 4.3: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ για Rastrigin με linear.....	17
Πίνακας 4.4: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rastrigin με exponential.....	18
Πίνακας 4.5: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rastrigin με μοντέλο νησίδων και ίδια νησιά.....	19
Πίνακας 4.6: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rastrigin με μοντέλο νησίδων και διαφορετικά νησιά.....	20
Πίνακας 4.7: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ για Rosenbrock με τουρνουά.....	21
Πίνακας 4.8: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rosenbrock με ρουλέτα.....	23
Πίνακας 4.9: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rosenbrock με linear.....	24
Πίνακας 4.10: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rosenbrock με exponential.....	25
Πίνακας 4.11: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rosenbrock με μοντέλο νησίδων και ίδια νησιά.....	27
Πίνακας 4.12: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rosenbrock με μοντέλο νησίδων και διαφορετικά νησιά.....	27
Πίνακας 4.13: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με τουρνουά.....	28
Πίνακας 4.14: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με ρουλέτα.....	29
Πίνακας 4.15: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με linear.....	30
Πίνακας 4.16: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με exponential.....	31
Πίνακας 4.17: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ TSP με μοντέλο νησίδων και ίδια νησιά.....	32
Πίνακας 4.18: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ TSP με μοντέλο νησίδων και διαφορετικά νησιά.....	32

Συντομογραφίες

Δ.Ε.	Διπλωματική Εργασία
ΔΙΠΙΑΕ	Διεθνές Πανεπιστήμιο Ελλάδος
Ε.Α.	Εξελικτικοί Αλγόριθμοι
GUI	Graphic User Interface
TSP	Traveling Salesperson Problem

Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή

Η επίλυση προβλημάτων είναι ένας τρόπος για την αντιμετώπιση των δυσκολιών που αντιμετωπίζουμε καθημερινά, είτε στην προσωπική μας ζωή, είτε στην επαγγελματική μας δραστηριότητα. Η επιτυχημένη επίλυση ενός προβλήματος απαιτεί ανάλυση, σχεδιασμό, εκτέλεση και αξιολόγηση της λύσης που προτείνουμε.

Οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (EA) είναι μία σημαντική κατηγορία αλγορίθμων βελτιστοποίησης, οι οποίοι επιλύουν προβλήματα βελτιστοποίησης μέσω της εξομοίωσης της φυσικής εξέλιξης. Η ιδέα βασίζεται στη δημιουργία ενός πληθυσμού από υποψήφια λύσεις και την επαναλαμβανόμενη εφαρμογή γενετικών τελεστών για τη δημιουργία νέων γενεών λύσεων, με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης τους στο πρόβλημα βελτιστοποίησης. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι είναι ευέλικτοι και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση προβλημάτων σε διάφορους τομείς.

Οι ρυθμίσεις ενός EA μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοσή του. Για παράδειγμα, η χρήση διαφόρων μεθόδων επιλογής, ανασυνδυασμού και μετάλλαξης καθώς και η επιλογή των παραμέτρων όπως ο αριθμός των γενεών, οι πιθανότητες διασταύρωσης και μετάλλαξης και η διαμόρφωση του πληθυσμού μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση του αλγορίθμου στην επίλυση ενός προβλήματος. Στην παρούσα εργασία αναλύονται οι επιπτώσεις διαφόρων συνδυασμών ρυθμίσεων στην απόδοση των EA, με την χρήση δύο διαφορετικών συναρτήσεων αξιολόγησης καθώς επίσης και του προβλήματος του περιοδευόντος πωλητή. Επίσης εξετάστηκε η απόδοση διαφόρων μοντέλων EA συμπεριλαμβανομένων και μοντέλων κατανεμημένου πληθυσμού όπως το μοντέλο νησίδων (island model) με την επιπλέον εξέταση παραμέτρων μετανάστευσης ατόμων μεταξύ των νησίδων.

Για να επιτευχθεί αυτό αναπτύχθηκε ένα πρόγραμμα στη γλώσσα προγραμματισμού Java με τη χρήση της βιβλιοθήκης γραφικών Swing και της βιβλιοθήκης EA Jenetics, όπου δίνεται η δυνατότητα δημιουργίας, μέσω ενός γραφικού περιβάλλον διεπαφής χρήστη εξελικτικών αλγορίθμων με συγκεκριμένες ρυθμίσεις. Με τον τερματισμό κάθε εκτέλεσης του προγράμματος καταγράφονται τα αποτελέσματα σε αρχεία σε μορφή .csv τα οποία περιέχουν στατιστικές πληροφορίες για τις ρυθμίσεις που χρησιμοποιήθηκαν, την απόδοση των E.A. συμπεριλαμβανομένων του αριθμού γενεών και της τιμής καταλληλότητας που επιτεύχθηκε. Αυτά τα δεδομένα συγκεντρώνονται σε αρχεία .ods με σκοπό τη σύγκριση και ανάλυση της απόδοσης των E.A.

Για τα παραδοτέα της εργασίας, θα είναι το πρόγραμμα σε μορφή πηγαίων αρχείων και compiled μορφή, τα αρχεία αποτελεσμάτων του προγράμματος που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτό το έγγραφο, τα αρχεία .ods που επίσης χρησιμοποιήθηκαν σε αυτό το έγγραφο και το ίδιο το έγγραφο.

Στα παρακάτω κεφάλαια, αρχίζοντας με το κεφάλαιο 2, περιγράφεται πιο αναλυτικά το πεδίο των E.A., καθώς και οι όροι που χρησιμοποιούνται και η λειτουργία τους. Στο κεφάλαιο 3, η μεθοδολογία που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη αυτής της εργασίας, τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται, καθώς και ο τρόπος χρήσης τους. Το κεφάλαιο 4 περιλαμβάνει την περιγραφή των πειραμάτων και τα αποτελέσματά τους, σε μορφή σχημάτων και πινάκων. Το κεφαλαίο 5 αναφέρει τα συμπεράσματα που εξήχθηκαν για την επίδραση ρυθμίσεων στους E.A. χωρισμένα σε τύπο πληθυσμού ανά συνάρτηση. Και τέλος, στο κεφάλαιο 6, περιγράφουμε μερικούς τρόπους βελτίωσης της εργασίας.

Κεφάλαιο 2ο: Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

2.1 Εισαγωγή

Με τον όρο εξελικτικοί αλγόριθμοι (E.A.) περιγράφουμε στοχαστικές μεθόδους αναζήτησης που χρησιμοποιούνται με σκοπό την λύση προβλημάτων [1],[2],[3]. Χρησιμοποιώντας μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης, ένας E.A. μπορεί να παράγει ένα σεν λύσεων και να συγκρίνει την ποιότητα τους με τη χρήση μια συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function). Με τη χρήση κάποιας συνάρτησης επιλογής, η επόμενη γενιά θα αποτελείται από λύσεις που έχουν υψηλό δείκτη στη συνάρτηση καταλληλότητας, γνωστό και ως επιζώντες(survivors), ή από τα "παιδιά" τους, που δημιουργούνται με χρήση ανασυνδυασμού ή μετάλλαξης, γνωστά και ως απόγονοι (offspring)[1],[2],[3].

2.2 Σκοπός χρήσης εξελικτικών αλγορίθμων

Με την πάροδο του χρόνου, η πολυπλοκότητα αλγορίθμων και προβλημάτων για επιστημονική, οικονομική και βιομηχανική χρήση έχει αυξηθεί δραματικά. Ο χώρος πιθανών λύσεων είναι πολύ μεγάλος για να βρεθούν λύσεις σε προβλήματα αναζήτησης ή μαθηματικής βελτιστοποίησης. Αναζήτηση λύσεων με τυχαίες τιμές δεν εγγυάται γρήγορα ή ακριβής αποτελέσματα και εξέταση αποτελέσματος με κάθε πιθανή τιμή αυξάνει τον αριθμό υπολογισμών εκθετικά, σε σημείο που δεν είναι πρακτικό. Για την πιο αποδοτική λύση των παραπάνω προβλημάτων έχουν αναπτυχθεί οι εξελικτικοί αλγόριθμοι. Με τους εξελικτικούς αλγορίθμους μπορούμε να προσομοιώσουμε τη μέθοδο της εξέλιξης, όπου κάθε άτομο αντιπροσωπεύει μια πιθανή λύση, κάθε γονίδιο είναι ένα πιθανό όρισμα του προβλήματος και η πιθανότητα του να επιβιώσει και να αναπαραχθεί είναι ανάλογα της σχετικής ποιότητας της λύσης που προσφέρει για το πρόβλημα σε σχέση με τον υπόλοιπο πληθυσμό.

2.3 Τρόπος λειτουργίας

Ο τρόπος λειτουργίας των E.A. έχει μερικές παραλλαγές ανάλογα με την υλοποίηση τους, άλλα γενικός μπορούν να χωριστούν στα παρακάτω βήματα [1],[2],[3],[4],[5]:

Βήμα 1:Πρώτον, δημιουργούμε έναν τυχαίο αρχικό πληθυσμό και θέτουμε στα άτομα στον πληθυσμό μια τιμή καταλληλότητας που την υπολογίζουμε χρησιμοποιώντας τα γονίδια του ατόμου σαν τα ορίσματα στο πρόβλημα που θέλουμε να λύσουμε.

Βήμα 2:Ελέγχουμε αν η κατάσταση που έχουμε θέσει για να σταματήσει ο E.A. είναι θετική ή αρνητική. Αν είναι θετική σταματάμε τα βήματα, αν είναι αρνητική συνεχίζουμε παρακάτω.

Βήμα 3:Επιλέγουμε ένα ποσοστό του πληθυσμού ανάλογα με την τιμή καταλληλότητας τους. Η μέθοδος επιλογής μπορεί να υλοποιηθεί σε όλον τον πληθυσμό η σε ένα υποσύνολο του πληθυσμό με τυχαία άτομα.

Βήμα 4:Αναπαράγουμε τα άτομα που επιλέξαμε στο προηγούμενο βήμα και θέτουμε τιμή καταλληλότητας στα νέα άτομα που δημιουργήσαμε.

Βήμα 5:Πηγαίνουμε στο βήμα 2.

2.4 Σημασιολογία όρων των εξελκτικών αλγόριθμων

2.4.1 Γονίδιο

Το γονίδιο αντιπροσωπεύει μια κωδικοποιημένη μορφή μιας παραμέτρου του προβλήματος που θέλουμε να λύσουμε[2],[4].

2.4.2 Χρωμόσωμα

Το χρωμόσωμα είναι μια κωδικοποιημένη σειρά γονιδίων[2],[4]. Το χρωμόσωμα μπορεί να έχει σταθερό ή μεταβλητό μέγεθος[5].

2.4.3 Γονότυπος

Ένα σύνολο χρωμοσωμάτων. Για μερικά προβλήματα είναι απαραίτητη η χρήση πολλαπλών χρωμοσωμάτων. Αντιπροσωπεύει τις παραμέτρους του προβλήματος ως συμβολοσειρά[2],[4].

2.4.4 Άτομο

Ένα σύνολο χρωμοσωμάτων με μια τιμή καταλληλότητας. Κάθε άτομο αντιπροσωπεύει μια πιθανή λύση για το πρόβλημα που θέλουμε να λύσουμε[2],[4].

2.4.5 Γενιά

Η γενιά είναι ο αριθμός των επαναλήψεων του Ε.Α. Ένα σύνολο γενεών ονομάζεται "τρέξιμο"(task). Είναι χρήσιμο για να αναλύουμε την απόδοση του Ε.Α. και για τον τερματισμό του. Συνήθως, ένας Ε.Α. τερματίζεται όταν φτάσει έναν συγκεκριμένο αριθμό γενεών ή η καλύτερη καταλληλότητα δεν έχει βελτιωθεί για έναν συγκεκριμένο αριθμό γενεών[4].

2.4.6 Καταλληλότητα

Καταλληλότητα(fitness) είναι μια τιμή που δείχνει την ποιότητα ενός ατόμου ως λύση στο πρόβλημα και υπολογίζεται για κάθε άτομο σε έναν πληθυσμό χρησιμοποιώντας μια μέθοδο καταλληλότητας(fitness function). Η μέθοδος καταλληλότητας ορίζεται από τον χρήστη σύμφωνα με το πρόβλημα. Η καταλληλότητα χρησιμοποιείται για να επιλέγουμε άτομα για αναπαραγωγή και για να ελέγχουμε περικοπή του Ε.Α.[2],[4],[5].

2.4.7 Μετάλλαξη

Λειτουργία που αλλάζει αυθόρμητα ένα ή περισσότερα γονίδια του γονότυπου ή ανταλλάζει τις θέσεις δυο γονιδίων ενός χρωμοσώματος, αναδιατάσσοντας έτσι τη σειρά με την οποία παρατάσσονται τα γονίδια[2],[4],[5].

2.4.8 Ανασυνδυασμός

Με το ανασυνδυασμό, ανταλλάζουμε υπομήματα δύο χρωμοσωμάτων, μιμούμενο κατά προσέγγιση τον βιολογικό ανασυνδυασμό μεταξύ δύο χρωμοσωμάτων. Έτσι παράγουμε δυο νέα άτομα, που αντιπροσωπεύουν δυο νέες πιθανές λύσεις στο πρόβλημα που θέλουμε να λύσουμε[2],[4].

2.4.9 Πληθυσμός

Ο ρόλος του πληθυσμού στους Ε.Α. είναι κρίσιμη μια αναπαράσταση πιθανών λύσεων. Ένας πληθυσμός είναι ένα πολυσύνολο γονότυπων και αποτελεί τη μονάδα εξέλιξης. Τα άτομα ενός πληθυσμού είναι αμετάβλητα αντικείμενα. Ο πληθυσμός αλλάζει με τη δημιουργία νέων ατόμων και τη διαγραφή των πάλεων ατόμων. Για να ορίσουμε έναν πληθυσμό αρκεί να καθορίσουμε τον αριθμό των ατόμων σε αυτόν. Σε μερικούς Ε.Α. ένας πληθυσμός έχει μια πρόσθετη χωρική δομή, που ορίζεται μέσω ενός μέτρου απόστασης ή μιας σχέσης γειτονιάς[1].

2.4.9.1 Πανμικτικός πληθυσμός

Οι πανμικτικοί πληθυσμοί (panmictic) είναι η πιο απλή μορφή πληθυσμού, όπου τα άτομα του πανμικτικού πληθυσμού έχουν την δυνατότητα να "ζευγαρώσουν" με οποιοδήποτε άλλο άτομο του πληθυσμού[1].

2.4.9.2 Κατανεμημένος πληθυσμός

Στους κατανεμημένους πληθυσμούς, ο πληθυσμός χωρίζεται σε ένα μικρό αριθμό μεγάλων υποπληθυσμών οι οποίοι είναι απομονωμένοι μεταξύ τους. Οι υποπληθυσμοί αλληλεπιδρούν μεταξύ τους μόνο μέσω ενός μηχανισμού μετανάστευσης, που στέλνει έναν μικρό αριθμό ατόμων από το ένα υποπληθυσμό στον άλλο. Οι κατανεμημένοι πληθυσμοί είναι γνωστοί και ως χονδρόκοκκοι (coarse grained). Τα δυο γενετικά μοντέλα πληθυσμού που χρησιμοποιούνται στον κατανεμημένους πληθυσμούς είναι το μοντέλο νησίδων και το μοντέλο σκαλοπατιού. Στο μοντέλο νησίδων, ο πληθυσμός χωρίζεται σε νησιά και τα άτομα μπορούν να μεταναστεύσουν σε οποιοδήποτε νησί. Το μοντέλο σκαλοπατιού είναι παρόμοιο με το μοντέλο νησίδων, αλλά τα άτομα μπορούν να μεταναστεύσουν μόνο σε γειτονικούς πληθυσμούς[6].

2.4.9.3 Κυτταρικός πληθυσμός

Στους κυτταρικούς πληθυσμούς, ο πληθυσμός χωρίζεται σε ένα μεγάλο αριθμό μικρών υποπληθυσμών ονόματι δήμοι (demes) οι οποίοι είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους σε ένα σπειροειδές πλέγμα όπου κάθε υποπληθυσμός έχει έναν ξεχωριστό γείτονα νοτιά, βόρεια, ανατολικά και δυτικά του. Κάθε γενιά εκτελούμε τα βήματα του Ε.Α. με πληθυσμό έναν δήμο και τους τέσσερις γείτονες του. Όταν ολοκληρωθούν τα βήματα, προχωράμε στον επόμενο δήμο και τους γείτονες του. Οι κυτταρικοί πληθυσμοί είναι γνωστοί ως λεπτόκοκκοι[2],[6].

2.4.10 Μετανάστευση

Η μετανάστευση είναι ο μηχανισμός με τον οποίο οι υποπληθυσμοί των κατανεμημένων πληθυσμών ανταλλάζουν άτομα μεταξύ τους. Για να έχουμε χρήσιμα αποτελέσματα με τη χρήση των

κατανεμημένων πληθυσμών, πρέπει να ρυθμίσουμε διάφορες πτυχές της μετανάστευσης. Πιο συγκεκριμένα, πρέπει να ρυθμίσουμε το κενό ανάμεσα στις μεταναστεύσεις, τον αριθμό των ατόμων που μεταναστεύουν σε κάθε συναλλαγή, τον τρόπο επιλογής και αντικατάστασης των ατόμων και την τοπολογία των υποπληθυσμών[2].

2.5 Επίλογος

Σε αυτό το κεφάλαιο μάθαμε μερικές πληροφορίες για τη θεωρία πίσω Ε.Α. Πιο συγκεκριμένα, μάθαμε τι είναι οι Ε.Α., που και γιατί χρησιμοποιούνται. Καθώς και την ορολογία μερικών όρων, σχετικών με τους Ε.Α.

Κεφάλαιο 3ο: Μεθοδολογία

3.1 Εισαγωγή

Η εργασία αυτή δημιουργήθηκε με τη χρήση της γλώσσας Java, καθώς και βιβλιοθήκες της που επεκτείνουν τις λειτουργίες της. Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγράψουμε συνοπτικά τα εργαλεία που δημιούργησαν αυτή την εργασία.

3.2 Java

Η Java είναι μια γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου, αντικειμενοστραφής, βασισμένη στις κλάσεις, ερμηνευτική και φορητή[7][8]. Η Java αρχικά δημιουργήθηκε το 1991 ως Oak από τον James Gosling και την ομάδα του στην εταιρία Sun Microsystems με σκοπό στη χρήση του σε ενσωματωμένα chips σε ηλεκτρονικές συσκευές. Αυτό άλλαξε το 1995, η Oak μετονομάστηκε σε Java και επανασχεδιάστηκε για χρήση σε εφαρμογές του Παγκόσμιου Ιστού. Ο λόγος που επιλέχθηκε για χρήση σε αυτή την εργασία είναι η οικειότητα του συγγραφέα με τη γλώσσα, καθώς και η οικειότητα του συγγραφέα με τις παρακάτω βιβλιοθήκες.

3.3 Swing

Η Swing είναι μια εργαλειοθήκη που αποτελείται από διάφορα γραφικά στοιχεία που βοηθάνε στο να προσθέτουμε GUI σε προγράμματα της Java[9]. Η Swing περιέχει διάφορους ελέγχους καθώς και τρόπους αναπαράστασης κειμένων. Ο λόγος που επιλέχθηκε για χρήση σε αυτή την εργασία είναι η οικειότητα του συγγραφέα με την εργαλειοθήκη.

3.4 Jenetics

Η Jenetics είναι μια βιβλιοθήκη η οποία είναι γραμμένη στη Java και προσφέρει υλοποίηση E.A. και άλλων στενά συνδεδεμένων όρων. Ο λόγος που επιλέχθηκε είναι η χρησιμότητα του στη λύση του προβλήματος αυτής της εργασίας, η υλοποίηση του σε γλωσσά γνωστή στον συγγραφέα και η έλλειψη εξαρτήσεων από άλλες βιβλιοθήκες, εκτός από τη Java 17. Παρακάτω θα συζητήσουμε όρους των E.A. σε σχέση με την υλοποίηση τους στη Jenetics, καθώς κάποιοι όροι διαφέρουν από αυτούς που αναφερθήκαν στο κεφάλαιο 2.4 ή δεν αναφερθήκαν καν, με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της υλοποίησης των E.A. στη βιβλιοθήκη Jenetics[5].

3.4.1 Γονίδιο

Στη Jenetics, το γονίδιο είναι η αντιπαράσταση μιας πιθανής τιμή ορίσματος που είναι μερικός ή ολικός η λύση σε ένα πρόβλημα. Ο τύπος γονιδίου που επιλέγουμε να χρησιμοποιούμε εξαρτάται από τον χώρο λύσης ενός προβλήματος και την ακρίβεια της λύσης που θέλουμε. Για παράδειγμα, άμα ο

χώρος λύσεων ενός προβλήματος αποτελείται από ακέραιους αριθμούς, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε IntegerGene ή LongGene. Επιλέγουμε ένα από τα δυο ανάλογα με το εύρος τιμών θέλουμε να εξετάσουμε το πρόβλημα[5].

3.4.2 Χρωμόσωμα

Το χρωμόσωμα αποτελείται από ένα γονίδιο ή μια συλλογή γονιδίων ίδιου τύπου. Το μήκος ενός χρωμοσώματος μπορεί να είναι σταθερό ή μεταβλητό, σύμφωνα με τον ορισμό του χρήστη[5].

3.4.3 Γονότυπος

Ο γονότυπος είναι η δομική αναπαράσταση ενός ατόμου σε μια υλοποίηση E.A. Αποτελείται από ένα ή περισσότερα χρωμοσώματα. Όλα τα χρωμοσώματα σε ένα γονότυπο πρέπει να αποτελούνται από γονίδια ίδιου τύπου, αλλά κάθε χρωμόσωμα μπορεί να έχει ξεχωριστούς περιορισμούς ή ξεχωριστά μήκη[5].

3.4.4 Φαινότυπος

Ο φαινότυπος είναι η πραγματική αναπαράσταση ενός ατόμου σε μια υλοποίηση E.A. Αποτελείται από ένα γονότυπο, τη γενιά που δημιουργήθηκε και προαιρετικά, μια τιμή καταλληλότητας[5].

3.4.5 Καταλληλότητα

Η καταλληλότητα είναι μια τιμή που χαρακτηρίζει την ποιότητα της λύσης που προσφέρει σε ένα πρόβλημα ένας γονότυπος. Την υπολογίζουμε παίρνοντας έναν γονότυπο ως όρισμα και επιστρέφει μια τιμή καταλληλότητας[5].

3.4.6 Πληθυσμός

Με τον όρο πληθυσμός, περιγράφουμε ένα σύνολο φαινοτύπων σε μια γενιά. Οι υλοποιήσεις E.A. συνήθως θέτουν ένα σταθερό όριο για τον πληθυσμό τους. Αν στο τέλος μια γενιάς υπάρχουν λιγότερα άτομα από το όριο, παράγουμε νέα τυχαία άτομα[5]. Σε αυτή την εργασία θα έχουμε 200 άτομα πληθυσμό για πανμικτικό πληθυσμό και 4 νησιά με 50 άτομα πληθυσμό το καθένα σε μοντέλο νησίδων.

3.4.7 Μέθοδοι επιλογής

Οι μέθοδοι επιλογής(selection methods) χρησιμοποιούνται για να επιλέξουν ένα πόσο ατόμων από ένα πληθυσμό, με σκοπό να χωριστεί ο πληθυσμός σε επιζών και απόγονους. Η μέθοδος επιλογής για την επιλογή επιζών και για απόγονους μπορεί να είναι ξεχωριστός μεταξύ τους. Τύποι μέθοδος επιλογής περιέχουν αλλά δεν περιορίζονται σε τουρνουά, Μόντε Κάρλο, Μπόλτζμαν κτλ[5]. Σε αυτή την εργασία θα εξετάσουμε τις παρακάτω μεθόδους επιλογής.

3.4.7.1 Τουρνουά

Στη μέθοδο επιλογής τουρνουά, επιλέγουμε το καλύτερο άτομο από ένα τυχαίο υποσύνολο ατόμων με μέγεθος X (στη δικιά μας περίπτωση το μέγεθος είναι 20 άτομα). Ένα άτομο κερδίζει το τουρνουά μόνο αν είναι καλύτερο από κάθε άλλο άτομο στο τουρνουά[5].

3.4.7.2 Ρόδα ρουλέτας

Στη μέθοδο επιλογής ρόδα ρουλέτας, ή απλώς ρουλέτας, το κάθε άτομο έχει πιθανότητα $P(i)$ να επιλεγεί. Για να υπολογίσουμε την πιθανότητα ενός ατόμου i να επιλεγεί, χρησιμοποιούμε την τιμή καταλληλότητας f_i όπως φαίνεται στη μαθηματική σχέση (3.1) [5]:

$$P(i) = \frac{f_i}{\sum_{j=0}^{N-1} (f_j - f_{min})} \quad (3.1)$$

3.4.7.3 Γραμμικής κατάταξης

Στη μέθοδο επιλογής γραμμικής κατάταξης, ή απλώς γραμμική, τα άτομα ταξινομούνται σύμφωνα με την τιμή καταλληλότητάς τους. Η βαθμίδα N αποδίδεται στο καλύτερο άτομο ενώ η βαθμίδα 1 στο χειρότερο. Η πιθανότητα επιλογής $P(i)$ του ατόμου i αποδίδεται γραμμικά στα άτομα ανάλογα με τη βαθμίδα τους[5].

$$P(i) = \frac{1}{N} (n^i + (n^f - n^i) \frac{i-1}{N-1}) \quad (3.2)$$

Όπως βλέπουμε την αριθμητική σχέση (3.2), το n^1/N είναι η πιθανότητα του χειρότερου ατόμου να επιλεγεί, ενώ το n^f/N είναι η πιθανότητα του καλύτερου ατόμου να επιλεγεί.

3.4.7.4 Εκθετικής κατάταξης

Η μέθοδο επιλογής εκθετικής κατάταξης είναι παρόμοια με τη μέθοδο επιλογής γραμμικής κατάταξης, μόνο που χρησιμοποιεί εκθετική συνάρτηση για την πιθανότητα επιλογής.

$$P(i) = (c-1) \frac{c^{i-1}}{c^N - 1} \quad (3.3)$$

Στην αριθμητική σχέση (3.3), το c είναι μια τιμή σε εύρος $[0,1)$. Στη δικιά μας περίπτωση, έχουμε θέσει την τιμή c ίσων με 0,5[5].

3.4.8 Μετανάστευση

Με τον όρο μετανάστευση, εννοούμε το διάστημα γενεών, τον τρόπο μετανάστευσης και τον αριθμό N ατόμων που ανταλλάσσονται σε μια υλοποίηση Ε.Α. με μοντέλο νησίδων. Οι τρόποι μετανάστευσης που είναι διαθέσιμοι στο πρόγραμμα είναι τυχαίο προς τυχαίο νησί, τυχαίο προς όλα τα νησιά και

γύρου, όπου κάθε νησί στέλνει στο διπλανό του. Σε κάθε γεγονός μετανάστευσης αντικαταστήσουμε τα N χειρότερα άτομα στο νησί προορισμού με τα αντίγραφα των N καλύτερων ατόμων από το πηγαίο νησί. Σε αυτή την εργασία θα εξετάσουμε διάστημα μετανάστευσης 10, 25 και 75 γενεών, με τρόπο μετανάστευσης τυχαίο προς όλα και με δυο άτομα ανά μετανάστευση.

3.4.9 Επιζώντες/Απόγονοι

Οι επιζώντες(survivor) και οι απόγονοι(offspring) είναι τα άτομα που έχουν την πιθανότητα να περάσουν στην επόμενη γενιά. Οι επιζών και οι απόγονοι επιλέγονται με μια μέθοδο επιλογής. Οι επιζών πηγαίνουν στην επόμενη γενιά όπως είναι, ενώ οι απόγονοι θέτονται σε μεθόδους alterer που αλλάζουν τις τιμές των γονιδίων. Για να ελέγχουμε το ποσοστό επιζών προς απογόνων των ατόμων της επόμενης γενιάς, θέτουμε μια τιμή offspringFraction που παίρνει τιμές από 0 έως 1. Αν υπάρχουν περισσότεροι επιζών ή απόγονοι από το ποσό που τους επιτρέπει να περάσουν στην επόμενη γενιά, τότε επιλέγονται οι καλύτεροι[5]. Σε αυτή την εργασία θα έχουμε τιμή offspringFraction ίσων με 1, οπότε στην επόμενη γενιά δε θα έχουμε επιζών.

3.4.10 Μετάλλαξη

Στη μέθοδο της μετάλλαξης θέτουμε μια τιμή "ρυθμός μετάλλαξης" από 0 έως 1 όπου ορίζει την πιθανότητα κάθε γονιδίου σε έναν πληθυσμό να μεταλλαχθεί. Πιθανότητα μετάλλαξης 1(ή 100%) σημαίνει πως όλα τα γονίδια θα μεταλλαχθούν σε κάθε γενιά[5]. Η μετάλλαξη μας βοηθάει να εξερευνούμε το χωρό λύσεων του προβλήματος. Σε αυτή την εργασία θα εξετάσουμε ρυθμούς μετάλλαξης 1%, 20% και 40%. Η μετάλλαξη μπορεί να προκαλέσει ένα γονίδιο να πάρει μια νέα τιμή ή δυο γονίδια σε ένα χρωμόσωμα να αλλάξουν θέση μεταξύ τους.

3.4.11 Ανασυνδυασμός

Η μέθοδο ανασυνδυασμού μας δίνει τη δυνατότητα να δημιουργήσουμε μια νέα λύση σε ένα πρόβλημα συνδυάζοντας πολλαπλές άλλες λύσεις. Για να το κάνουμε αυτό, θέτουμε μια τιμή "πιθανότητας διασταύρωσης" από 0 έως 1(ή 100%) όπου ορίζει την πιθανότητα κάθε γονότυπου να υποστεί διασταύρωση. Σε κάθε ανασυνδυασμό, δυο η περισσότερα γονότυπα επιλέγονται, όπου θα υποστούν σε μια μέθοδο ανασυνδυασμού, όπως τη διασταύρωση(crossover), αρκεί τα χρωμοσώματα είναι στην ίδια θέση σε κάθε γονότυπο ώστε να έχουν όλα τα χρωμοσώματα το ίδιο μήκος και περιορισμούς. Η διασταύρωση μας βοηθάει να εξερευνούμε το χωρό λύσεων του προβλήματος. Σε μια απλοϊκή μέθοδο διασταύρωσης με δυο χρωμοσώματα(**A** και **B**) και 1 σημείο διασταύρωσης, η μέθοδος επιλέγει ένα τυχαίο σημείο στο μήκος των χρωμοσωμάτων και δημιουργεί δυο νέα χρωμοσώματα(α και β). Το α χρωμόσωμα θα έχει τα ίδια γονίδια με τον γονέα **A** μέχρι πριν το επιλεγμένο σημείο και τα ίδια γονίδια από τον γονέα **B** από το σημείο και μετά. Ενώ το β χρωμόσωμα θα έχει τα ίδια γονίδια με τον γονέα **B** μέχρι πριν το επιλεγμένο σημείο και τα ίδια γονίδια από τον γονέα **A** από το σημείο και μετά[5]. Στην εργασία αυτή, θα εξετάσουμε πιθανότητες διασταύρωσης 10%, 40% και 80%. Καθώς και 1,2 ή $n/2$ σημεία διασταύρωσης όπου n ο αριθμός γονιδίων σε κάθε χρωμόσωμα. Η εξέταση πολλαπλών σημείων διασταύρωσης δε θα γίνει στο πρόβλημα TSP καθώς η φύση του προβλήματος δεν το επιτρέπει να ανασυνδυαστεί σε πολλαπλά σημεία.

3.4.12 Όριο

Με τον όρο όριο, εννοούμε τη συνθήκη που θα σταματήσει τον Ε.Α. Το όριο μπορεί να είναι διάφορα πράγματα, όπως μέγιστος αριθμός γενεών, χρόνο εκτέλεσης, σταθερότητα καταλληλότητας, εύρεση της απόλυτης καλύτερης καταλληλότητάς κτλ. Στην εργασία αυτή θα έχουμε όριο 5000 γενιές ή μέχρι να βρεθεί το απόλυτο καλύτερο, μέχρι ένα στρογγυλεμένο σημείο.

3.4.13 Τρέξιμο

Το τρέξιμο (task) είναι ένας αριθμός, ο οποίος αναπαριστάνει πόσες φορές θα "τρέξει" τον ίδιο Ε.Α. με τις ίδιες ρυθμίσεις. Αυτό το κάνουμε ώστε να φιλτράρουμε από τα αποτελέσματα την τυχαία πιθανότητα. Σε αυτήν την εργασία ο αριθμός των tasks θα είναι 20.

3.5 Συναρτήσεις εξέτασης

Οι συναρτήσεις εξέτασης είναι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται για να εξετάσουν τη δυνατότητα των Ε.Α. με συγκεκριμένες ρυθμίσεις στη δυνατότητα να λύνουν μαθηματικά προβλήματα. Αυτό το καταφέρνουμε θέτοντας τη μέθοδο που υπολογίζει την καταλληλότητα να είναι μια συνάρτηση εξέτασης. Σε αυτήν την εργασία θα εξετάσουμε την απόδοση ρυθμίσεων Ε.Α. χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις εξέτασης Rastrigin, Rosenbrock και TSP.

3.5.1 Rastrigin

Η συνάρτηση Rastrigin είναι μια κοινή συνάρτηση για την εξέταση Ε.Α., ένα από τα χαρακτηριστικά της είναι η ύπαρξη πολλαπλών ελάχιστων σημείων[5].

$$f(x) = A \cdot n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - A \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot x_i)) \quad (3.4)$$

Στην παραπάνω μαθηματική σχέση (4.1), βλέπουμε τη μαθηματική σχέση της συνάρτησης Rastrigin. Όπου το A ίσων με 10, το N ίσων με 20 και το $x_i \in [-5.12, 5.12]$. Η ελάχιστη τιμή υπάρχει στο x ίσων με 0.

3.5.2 Rosenbrock

Η συνάρτηση Rosenbrock είναι μια συνάρτηση για την εξέταση απόδοσης αλγορίθμων βελτιστοποίησης. Περιγράφηκε από τον H. H. Rosenbrock το 1960[10]. Η συνάρτηση που θα χρησιμοποιήσουμε είναι μια παραλλαγή της κλασικής Rosenbrock.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N-1} (100 \cdot (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2) \quad (3.5)$$

Στην παραπάνω μαθηματική σχέση (4.2), βλέπουμε τη μαθηματική σχέση της παραλλαγής συνάρτησης Rosenbrock[11], όπου $x \in [-10, 10]$ και N ίσων με 10.

3.5.3 TSP

Η συνάρτηση TSP ή Traveling Salesperson Problem είναι μια συνάρτηση για την εξέταση απόδοσης αλγορίθμων βελτιστοποίησης, στην οποία έχουμε N σημεία και ψάχνουμε τη μικρότερη διαδρομή όπου αρχίζουμε σε ένα σημείο n και επιστρέφουμε σε αυτό το σημείο έχοντας επισκεφτεί όλα τα άλλα σημεία μια φορά. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι να υλοποιηθεί αυτό το πρόβλημα όσο αναφορά την παραγωγή των N σημείων και τον αριθμό διαστάσεων που υπάρχουν αυτά τα σημεία μέσα. Ένα ενδιαφέρον χαρακτηριστικό που κάνει τον TSP να διαφέρει από τις άλλες δυο συναρτήσεις όταν υλοποιείται με E.A. είναι τα γονίδια του. Οι πιθανές τιμές που μπορεί να πάρει ένα γονίδιο είναι ίσο με τον αριθμό σημείων. Και κάθε χρωμόσωμα έχει N γονίδια, όπου το κάθε γονίδιο έχει μια μοναδική τιμή. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ο E.A. να χρησιμοποιεί μεθόδους μετάλλαξης και ανασυνδυασμού όπου δεν αλλάζουν το χρωμόσωμα ενός ατόμου στο σημείο που έχει δυο η περισσότερες περιπτώσεις του ίδιου γονιδίου. Ο τρόπος που θα υλοποιήσουμε τη συνάρτηση είναι με τη δημιουργία ενός κύκλου με ακτίνα R ίσων με 25 και σημεία S ίσων με 50, όλα τα σημεία απέχουν ίση απόσταση από κάθε διπλανό τους σημείο. Με αυτά τα δεδομένα είναι εύκολο να θέσουμε σε όλα τα σημεία συντεταγμένες x , όπως βλέπουμε στη μαθηματική σχέση (3.6) και y , όπως βλέπουμε στη μαθηματική σχέση (3.7). Όπου $i \in [0, S-1]$ και i είναι φυσικός αριθμός [5].

$$x_i = \cos\left(\frac{2 \cdot \pi}{S} \cdot i\right) \cdot R + R \quad (3.6)$$

$$y_i = \sin\left(\frac{2 \cdot \pi}{S} \cdot i\right) \cdot R + R \quad (3.7)$$

Για να υπολογίσουμε την τιμή καταλληλότητας χρησιμοποιούμε τη μαθηματική σχέση (3.8), όπου το x είναι οι συντεταγμένες x των γονιδίων ενός χρωμοσώματος, και y οι συντεταγμένες y των γονιδίων ενός χρωμοσώματος,

$$F(x, y) = \sum_{i=0}^{S-1} \sqrt{(x_i - x_{(i+1)\%S})^2 + (y_i - y_{(i+1)\%S})^2} \quad (3.8)$$

$$x = 2 \cdot S \cdot R \cdot \sin(\pi/S) \quad (3.9)$$

Το μήκος της ελάχιστης διαδρομής x μπορούμε να το βρούμε χρησιμοποιώντας τη μαθηματική σχέση (3.9).

3.6 Επίλογος

Σε αυτό το κεφάλαιο μάθαμε μερικές πληροφορίες για τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για τη δημιουργία αυτής της εργασίας, καθώς και αναλύσαμε μερικούς όρους σε σχέση με τους E.A. και τη

Κεφάλαιο 3

Genetics βιβλιοθήκη, με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της εργασίας για αναγνώστες που δε γνωρίζουν καλά το θέμα των Ε.Α.

Κεφάλαιο 4ο: Αποτελέσματα

4.1 Εισαγωγή

Με τη χρήση του προγράμματος που αναπτύχθηκε με τη χρήση των εργαλείων που αναφέρθηκαν στο κεφάλαιο 3, παράχθηκαν τα παρακάτω δεδομένα με τον σκοπό την ανάλυση της επίπτωσης διαφόρων ρυθμίσεων E.A. στην ικανότητα τους να επιλύουν 3 συγκεκριμένα μαθηματικά προβλήματα. Σε αυτό το κεφάλαιο θα δούμε τους πίνακες και τα γραφήματα των αποτελεσμάτων του προγράμματος. Το πείραμα που υλοποιήσαμε έχει ως εξής, αναλύσαμε την επίδραση διάφορων ρυθμίσεων E.A. χρησιμοποιώντας τρεις συναρτήσεις εξέτασης, Rastrigin, Rosenbrock και Traveling Salesperson Problem. Ο πληθυσμός των E.A. είναι 200 άτομα για τους πανμικτούς πληθυσμούς και 50 άτομα ανά νησί με 4 νησιά στους νησιωτικούς πληθυσμούς. Οι μέθοδοι επιλογής που θα χρησιμοποιήσουμε είναι ή Τουρνουά με μέγεθος 20, ρόδα ρουλέτας, γραμμικής κατάταξης και εκθετικής κατάταξης με c ίσων με 0,5. Τα σημεία διασταύρωσης που θα εξετάσουμε είναι 1, 2 και $n/2$ όπου n είναι το μήκος του χρωμοσώματος, αυτή η ρύθμιση δεν ισχύει για τη συνάρτηση εξέτασης TSP. Οι πιθανότητες διασταύρωσης που θα εξετάσουμε είναι 10%, 40% και 80%. Οι ρυθμοί μετάλλαξης που θα εξετάσουμε είναι 1% 20% 40%. Στο μοντέλο νησίδων, θα έχουμε δυο διαφορετικές ομάδες ρυθμίσεων E.A. ανά συνάρτηση εξέτασης. Στην πρώτη, όλα τα νησιά θα έχουν τις ίδιες ρυθμίσεις μεθόδων επιλογής, σημεία διασταύρωσης, πιθανότητες διασταύρωσης και ρυθμών μετάλλαξης με τον καλύτερο συνδυασμό την πανμικτικής υλοποίησης της συνάρτησης εξέτασης. Και στην δευτερη, κάθε νησί θα έχει ξεχωριστή μέθοδο επιλογής και όλες οι υπόλοιπες ρυθμίσεις θα ισούνται με τις καλύτερες ρυθμίσεις ανά μέθοδο επιλογής στην πανμικτική υλοποίησης της συνάρτησης εξέτασης. Για τη μετανάστευση στο μοντέλο νησίδων θα χρησιμοποιήσουμε τυχαίο προς όλα μοντέλο μετανάστευσης, 2 άτομα ανά μετανάστευση και θα εξετάσουμε διάστημα μετανάστευσης 10, 25 και 75 γενεών. Ο E.A. θα τερματίζεται όταν φτάσει τις 5000 γενιές ή όταν η τιμή καταλληλότητας του καλύτερου ατόμου φτάσει κοντά στο απόλυτο καλύτερο, όπου θα είναι ίσο ή μικρότερο από το 0,01 για το Rastrigin, 0,1 ή μικροτερο για το Rosenbrock και 0 για το TSP. Θα θέσουμε 20 tasks ώστε κάθε ρύθμιση να ξανατρέξει από την αρχή 20 φορές για να συγκρίνουμε το μέσο όρο των γενεών και των καλύτερων ατόμων μεταξύ τους.

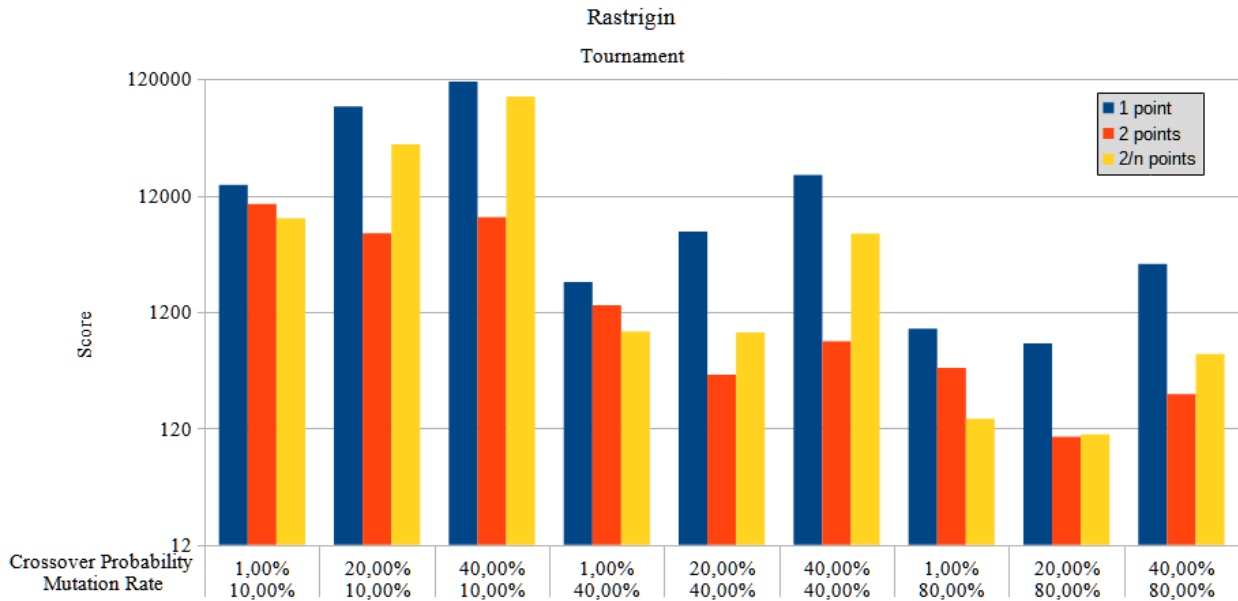
Το κεφάλαιο χωρίζεται πρώτα στις 3 συναρτήσεις εξέτασης, κάθε συνάρτηση χωρίζεται σε πανμικτικό και μοντέλο νησίδων, κάθε πανμικτικός πληθυσμός χωρίζεται σε 4 μεθόδους επιλογής, ενώ κάθε μοντέλο νησίδων χωρίζεται σε ίδια και διαφορετικά νησιά. Να σημειωθεί πως το Score που αναφέρετε παρακάτω είναι ο μέσος αριθμός γενεών επί τη μέση τιμή καταλληλότητας και πως μικρότερο Score σημαίνει καλύτερο αποτέλεσμα.

4.2 Rastrigin

4.2.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin

4.2.1.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Τουρνουά

Στο σχήμα (4.1) και πινάκα (4.1) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rastrigin με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής τουρνουά.



Σχήμα 4.1: Rastrigin με τουρνουά.

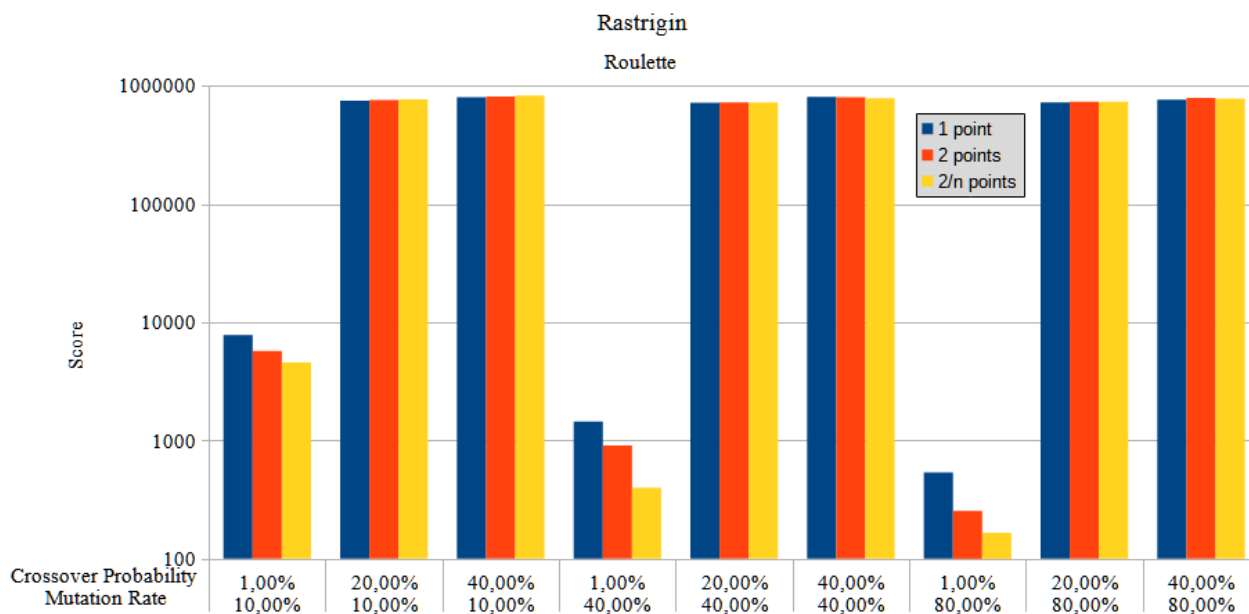
Πίνακας 4.1: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rastrigin με τουρνουά.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	5000	2,96	14816,59
1	10,00%	20,00%	5000	13,99	69935,58
1	10,00%	40,00%	5000	22,9	114494,52
1	40,00%	1,00%	5000	0,44	2177,87
1	40,00%	20,00%	5000	1,18	5903,73
1	40,00%	40,00%	5000	3,62	18089,43
1	80,00%	1,00%	5000	0,17	860,43
1	80,00%	20,00%	5000	0,13	647,62
1	80,00%	40,00%	5000	0,62	3102,07
2	10,00%	1,00%	5000	2,03	10150,79
2	10,00%	20,00%	5000	1,14	5708,42

2	10,00%	40,00%	5000	1,57	7843,92
2	40,00%	1,00%	5000	0,27	1373,28
2	40,00%	20,00%	5000	0,07	346,25
2	40,00%	40,00%	5000	0,13	674,51
2	80,00%	1,00%	5000	0,08	397,21
2	80,00%	20,00%	4937,55	0,02	102,19
2	80,00%	40,00%	5000	0,05	237,18
n/2	10,00%	1,00%	5000	1,54	7684,58
n/2	10,00%	20,00%	5000	6,63	33154,06
n/2	10,00%	40,00%	5000	17,05	85241,65
n/2	40,00%	1,00%	5000	0,16	820,04
n/2	40,00%	20,00%	5000	0,16	802,54
n/2	40,00%	40,00%	5000	1,13	5664,92
n/2	80,00%	1,00%	4939,05	0,03	145,09
n/2	80,00%	20,00%	4898,8	0,02	106,92
n/2	80,00%	40,00%	5000	0,1	524,83

4.2.1.2 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Ρουλέτα

Στο σχήμα (4.2) και πίνακα (4.2) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rastrigin με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής ρουλέτας.



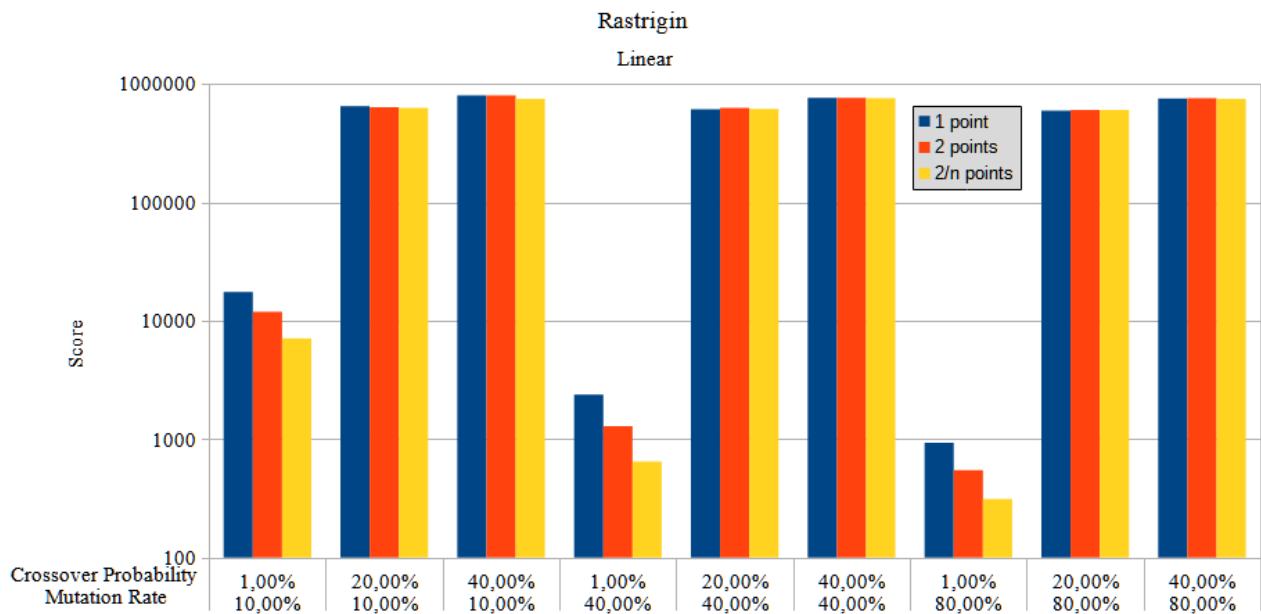
Σχήμα 4.2: Rastrigin με ρουλέτα.

Πίνακας 4.2: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rastrigin με ρουλέτα.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	5000	1,56	7811,87
1	10,00%	20,00%	5000	149,84	749207,62
1	10,00%	40,00%	5000	159,61	798069,54
1	40,00%	1,00%	5000	0,29	1446,29
1	40,00%	20,00%	5000	143,66	718283,99
1	40,00%	40,00%	5000	161,4	806998,8
1	80,00%	1,00%	5000	0,11	535,88
1	80,00%	20,00%	5000	144,61	723040,51
1	80,00%	40,00%	5000	153,19	765939,08
2	10,00%	1,00%	5000	1,15	5734,5
2	10,00%	20,00%	5000	151,53	757664,47
2	10,00%	40,00%	5000	162,4	812019,11
2	40,00%	1,00%	5000	0,18	906,06
2	40,00%	20,00%	5000	144,42	722105,09
2	40,00%	40,00%	5000	160,41	802065,46
2	80,00%	1,00%	5000	0,05	253,95
2	80,00%	20,00%	5000	146,99	734955,14
2	80,00%	40,00%	5000	158,16	790802,88
n/2	10,00%	1,00%	5000	0,92	4585,25
n/2	10,00%	20,00%	5000	153,38	766893,13
n/2	10,00%	40,00%	5000	164,98	824905,23
n/2	40,00%	1,00%	5000	0,08	400,14
n/2	40,00%	20,00%	5000	145,01	725035,77
n/2	40,00%	40,00%	5000	157	785003,16
n/2	80,00%	1,00%	4961,65	0,03	165,78
n/2	80,00%	20,00%	5000	146,91	734574,38
n/2	80,00%	40,00%	5000	155,61	778045,29

4.2.1.3 Πανμυκτικός πληθυσμός Rastrigin Linear

Στο σχήμα (4.3) και πίνακα (4.3) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rastrigin με πανμυκτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής linear.



Σχήμα 4.3: Rastrigin με linear.

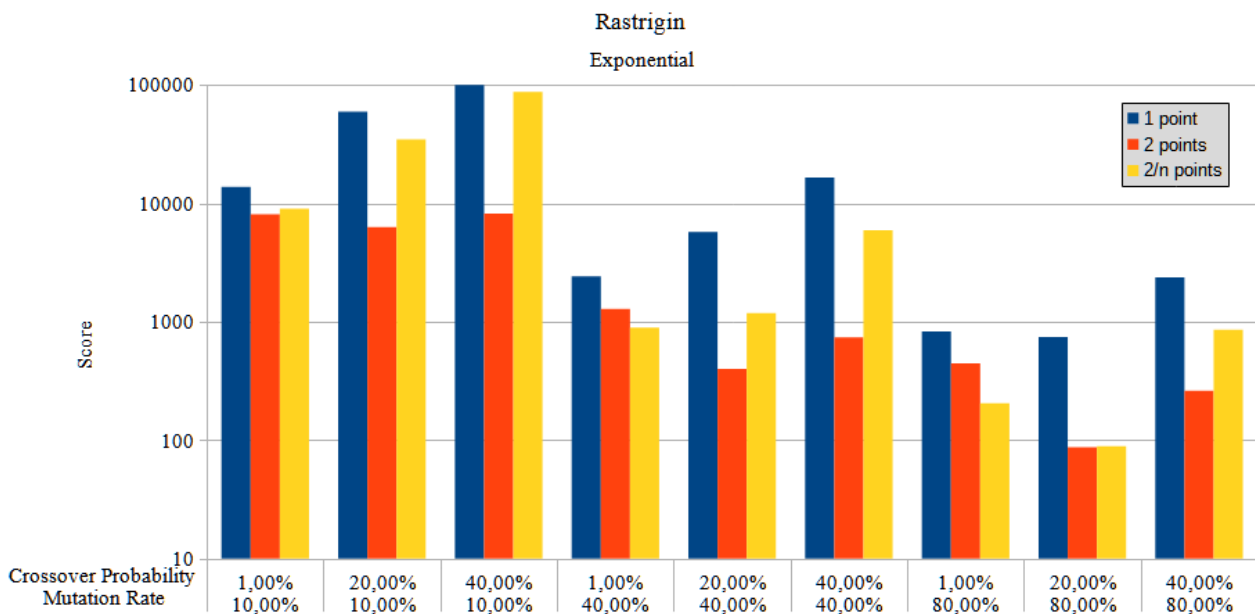
Πίνακας 4.3: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ για Rastrigin με linear.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	5000	3,5	17521,42
1	10,00%	20,00%	5000	130,06	650290,98
1	10,00%	40,00%	5000	160,56	802805,39
1	40,00%	1,00%	5000	0,48	2376,52
1	40,00%	20,00%	5000	122,15	610764,93
1	40,00%	40,00%	5000	152,58	762917,97
1	80,00%	1,00%	5000	0,19	931,83
1	80,00%	20,00%	5000	119,3	596490,44
1	80,00%	40,00%	5000	150,85	754271,79
2	10,00%	1,00%	5000	2,38	11916,99
2	10,00%	20,00%	5000	127,05	635248,02
2	10,00%	40,00%	5000	160,21	801039,43
2	40,00%	1,00%	5000	0,26	1285,98
2	40,00%	20,00%	5000	125,98	629896,36
2	40,00%	40,00%	5000	153,09	765473,78
2	80,00%	1,00%	5000	0,11	547,19
2	80,00%	20,00%	5000	120,67	603366,21
2	80,00%	40,00%	5000	151,95	759750,34

n/2	10,00%	1,00%	5000	1,42	7114,39
n/2	10,00%	20,00%	5000	125,68	628380,31
n/2	10,00%	40,00%	5000	150,14	750696,31
n/2	40,00%	1,00%	5000	0,13	646,86
n/2	40,00%	20,00%	5000	122,91	614561,69
n/2	40,00%	40,00%	5000	151,79	758945,1
n/2	80,00%	1,00%	5000	0,06	312,38
n/2	80,00%	20,00%	5000	120,53	602638,41
n/2	80,00%	40,00%	5000	149,48	747396,41

4.2.1.4 Πανμικτικός πληθυσμός Rastrigin Exponential

Στο σχήμα (4.4) και πινάκα (4.4) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rastrigin με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής exponential.



Σχήμα 4.4: Rastrigin με exponential.

Πίνακας 4.4: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rastrigin με exponential.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	5000	2,75	13764,45
1	10,00%	20,00%	5000	11,93	59633,13
1	10,00%	40,00%	5000	20,01	100058,6
1	40,00%	1,00%	5000	0,49	2425,48

1	40,00%	20,00%	5000	1,15	5750,67
1	40,00%	40,00%	5000	3,31	16555,01
1	80,00%	1,00%	5000	0,17	826,89
1	80,00%	20,00%	5000	0,15	743,81
1	80,00%	40,00%	5000	0,47	2369,55
2	10,00%	1,00%	5000	1,62	8077,97
2	10,00%	20,00%	5000	1,26	6302,77
2	10,00%	40,00%	5000	1,64	8217,88
2	40,00%	1,00%	5000	0,26	1284,24
2	40,00%	20,00%	5000	0,08	400,08
2	40,00%	40,00%	5000	0,15	739,12
2	80,00%	1,00%	5000	0,09	446,49
2	80,00%	20,00%	4850,65	0,02	87,12
2	80,00%	40,00%	5000	0,05	261,53
n/2	10,00%	1,00%	5000	1,8	9017,03
n/2	10,00%	20,00%	5000	6,94	34722,14
n/2	10,00%	40,00%	5000	17,45	87274,31
n/2	40,00%	1,00%	5000	0,18	893,68
n/2	40,00%	20,00%	5000	0,24	1184,43
n/2	40,00%	40,00%	5000	1,19	5945,78
n/2	80,00%	1,00%	5000	0,04	204,94
n/2	80,00%	20,00%	4875,2	0,02	89,01
n/2	80,00%	40,00%	5000	0,17	858,11

4.2.2 Μοντέλο νησίδων Rastrigin

4.2.2.1 Μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις Rastrigin

Στο πινάκα (4.5) βλέπουμε τα αποτελέσματα νησιωτικού μοντέλου Rastrigin όπου όλα τα νησιά έχουν τις ίδιες ρυθμίσεις. Οι ρυθμίσεις των νησιών ορίζονται από το απόλυτο καλύτερο πανμικτικό πληθυσμό από το κεφάλαιο 4.2.1.

Πίνακας 4.5: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rastrigin με μοντέλο νησίδων και ίδια νησιά.

Island	Population	Mutation rate	Crossover Probability	Crossover Points	Μέθοδος επιλογής
1	50	20,00%	80,00%	2	Exponential
2	50	20,00%	80,00%	2	Exponential
3	50	20,00%	80,00%	2	Exponential
4	50	20,00%	80,00%	2	Exponential

Migration Probabilit	Average Generation	Average Fitness	Score		
10	4893,6	0,02	83,83		
25	4899,95	0,03	123,64		
75	5000	0,03	137,66		

4.2.2.2 Μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις Rastrigin

Στο πινάκα (4.6) βλέπουμε τα αποτελέσματα νησιωτικού μοντέλου Rastrigin όπου όλα τα νησιά έχουν διαφορετικές ρυθμίσεις. Κάθε νησί έχει διαφορετική μέθοδο επιλογής και οι υπόλοιπες ρυθμίσεις ανά νησί είναι το καλύτερο ανά μέθοδο επιλογής από το πανμικτικό πληθυσμό του κεφαλαίου 4.2.1.

Πίνακας 4.6: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rastrigin με μοντέλο νησίδων και διαφορετικά νησιά

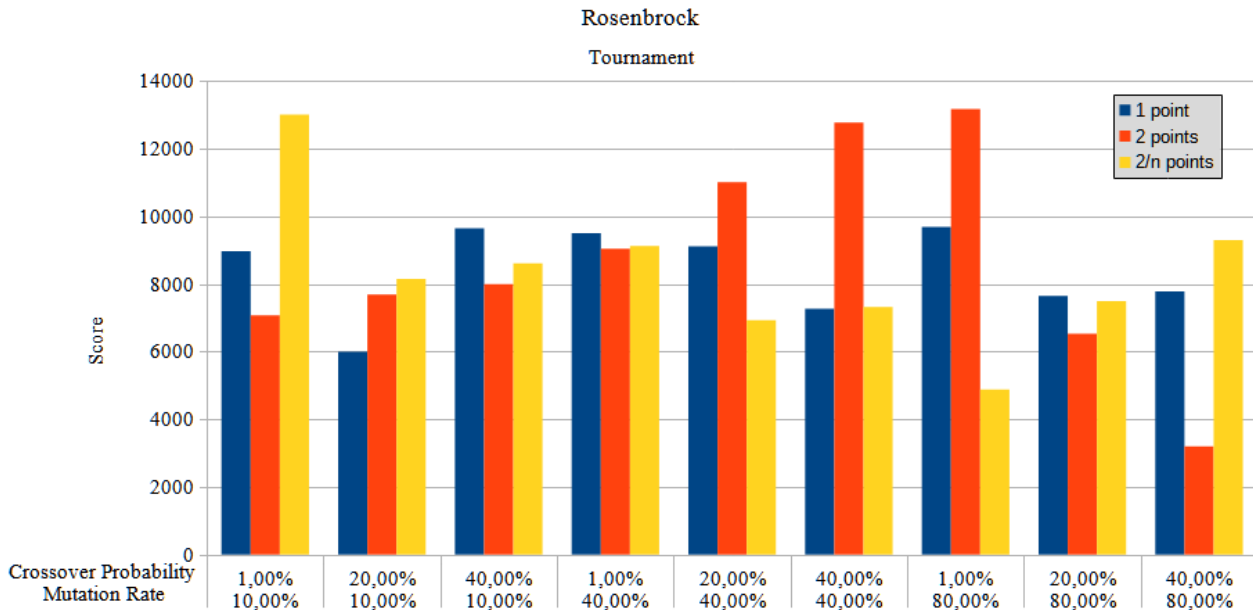
Island	Population	Mutation rate	Crossover Probability	Crossover Points	Μέθοδος επιλογής
1	50	20,00%	80,00%	2	Exponential
2	50	20,00%	80,00%	2	Tournament
3	50	1,00%	80,00%	n/2	Roulette
4	50	1,00%	80,00%	n/2	Linear
Migration Probabilit	Average Generation	Average Fitness	Score		
10	4893,6	0,02	83,83		
25	4899,95	0,03	123,64		
75	5000	0,03	137,66		

4.3 Rosenbrock

4.3.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock

4.3.1.1 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Τουρνουά

Στο σχήμα (4.5) και πίνακα (4.7) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rosenbrock με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής τουρνουά.



Σχήμα 4.5: Rosenbrock με τουρνουά.

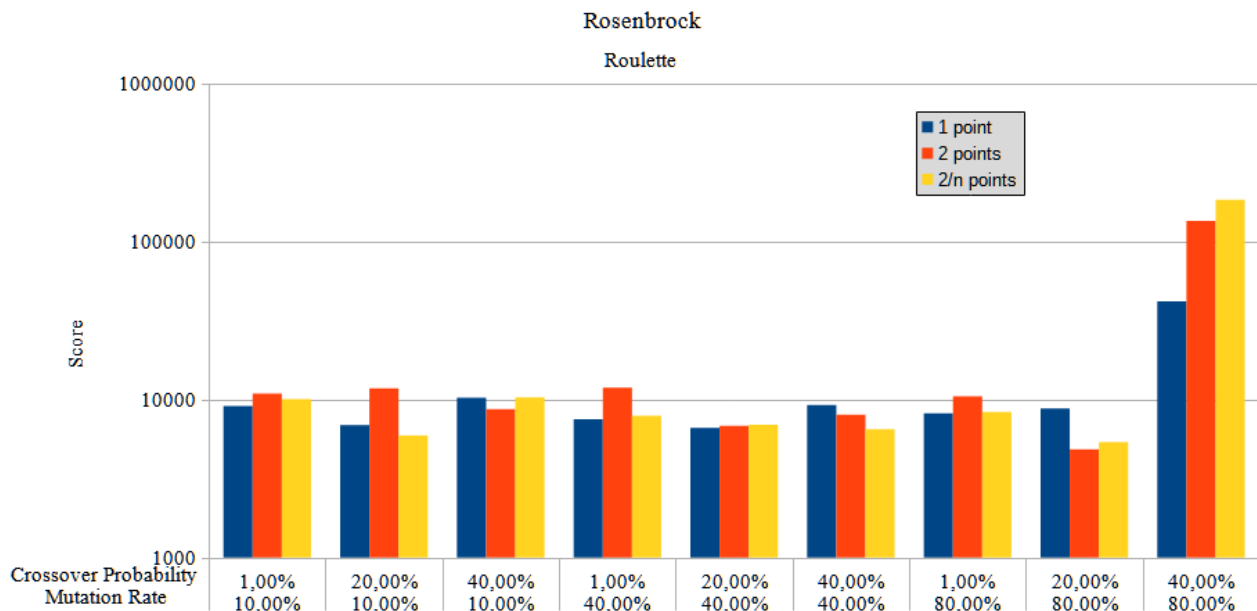
Πίνακας 4.7: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ για Rosenbrock με τουρνουά.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	4825,9	1,86	8973,22
1	10,00%	20,00%	4512,3	1,33	5996,81
1	10,00%	40,00%	5000	1,93	9646,7
1	40,00%	1,00%	5000	1,9	9504,19
1	40,00%	20,00%	4647,1	1,96	9116,01
1	40,00%	40,00%	5000	1,45	7268,69
1	80,00%	1,00%	4800,25	2,02	9681,87
1	80,00%	20,00%	4356,6	1,76	7651,81
1	80,00%	40,00%	4612,8	1,69	7786,1
2	10,00%	1,00%	4910,85	1,44	7075,76

2	10,00%	20,00%	4779,95	1,61	7686,69
2	10,00%	40,00%	4523,25	1,77	7992,17
2	40,00%	1,00%	4454,45	2,03	9040,9
2	40,00%	20,00%	5000	2,2	11006,02
2	40,00%	40,00%	4796,1	2,66	12765,12
2	80,00%	1,00%	4846,9	2,72	13175,05
2	80,00%	20,00%	4558,1	1,43	6526,35
2	80,00%	40,00%	3962,75	0,81	3202,33
n/2	10,00%	1,00%	4910,5	2,65	13004,67
n/2	10,00%	20,00%	4705,05	1,73	8147,46
n/2	10,00%	40,00%	4925,05	1,75	8612,63
n/2	40,00%	1,00%	4967,25	1,84	9118,97
n/2	40,00%	20,00%	4352,15	1,59	6926,16
n/2	40,00%	40,00%	4363,55	1,68	7315
n/2	80,00%	1,00%	4357,35	1,12	4881,99
n/2	80,00%	20,00%	4340,8	1,73	7492,24
n/2	80,00%	40,00%	4357,85	2,13	9299,47

4.3.1.2 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Ρουλέτα

Στο σχήμα (4.6) και πινάκα (4.8) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rosenbrock με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής ρουλέτας.



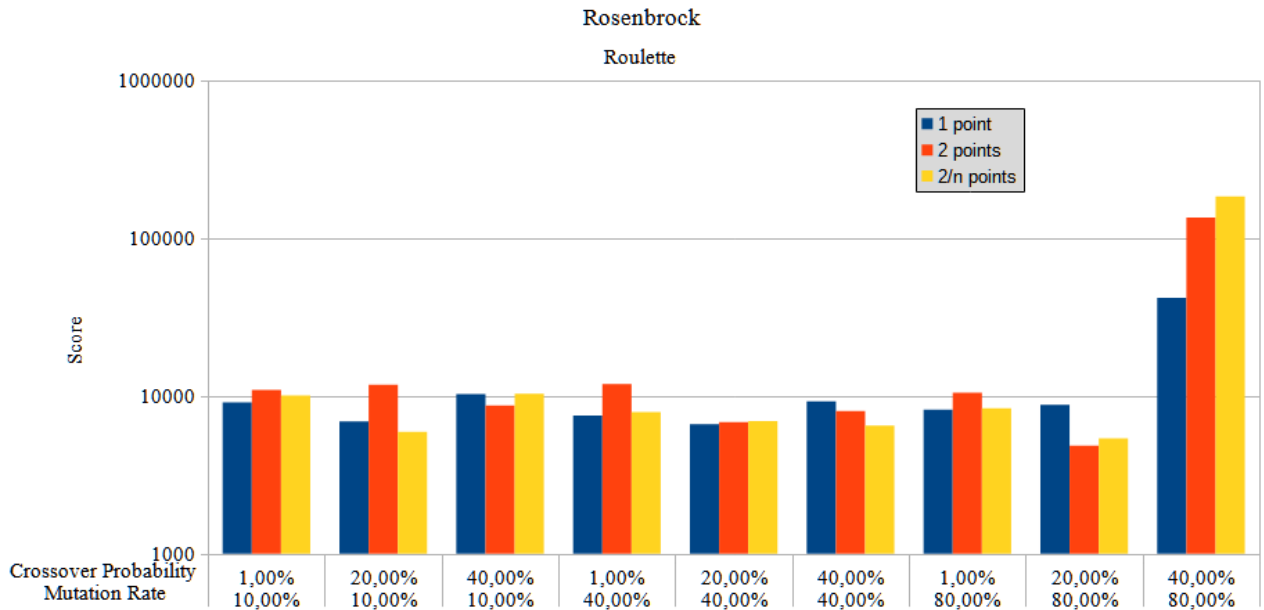
Σχήμα 4.6: Rosenbrock με ρουλέτα.

Πίνακας 4.8: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rosenbrock με ρουλέτα.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	5000	1,83	9142,87
1	10,00%	20,00%	4494,1	1,54	6902,04
1	10,00%	40,00%	5000	2,06	10321,05
1	40,00%	1,00%	4809,2	1,56	7525,09
1	40,00%	20,00%	4647,15	1,43	6634,67
1	40,00%	40,00%	5000	1,85	9266,55
1	80,00%	1,00%	4904,5	1,68	8220,82
1	80,00%	20,00%	4623,05	1,91	8809,99
1	80,00%	40,00%	5000	8,41	42052,75
2	10,00%	1,00%	5000	2,19	10966,06
2	10,00%	20,00%	5000	2,36	11794
2	10,00%	40,00%	4854,75	1,8	8717,7
2	40,00%	1,00%	4779,95	2,5	11946,03
2	40,00%	20,00%	4139,35	1,65	6823,83
2	40,00%	40,00%	4596,85	1,74	8020,8
2	80,00%	1,00%	5000	2,1	10510,4
2	80,00%	20,00%	3729,1	1,3	4851
2	80,00%	40,00%	5000	27,22	136090,06
n/2	10,00%	1,00%	4884,8	2,07	10115,07
n/2	10,00%	20,00%	4383,25	1,35	5932,79
n/2	10,00%	40,00%	5000	2,07	10370,64
n/2	40,00%	1,00%	4733,5	1,68	7931,63
n/2	40,00%	20,00%	3961,2	1,75	6928,26
n/2	40,00%	40,00%	5000	1,3	6496,06
n/2	80,00%	1,00%	4656,15	1,8	8385,89
n/2	80,00%	20,00%	3888,95	1,39	5397,27
n/2	80,00%	40,00%	5000	36,93	184673,84

4.3.1.3 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Linear

Στο σχήμα (4.7) και πίνακα (4.9) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rosenbrock με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής linear.



Σχήμα 4.7: Rosenbrock με linear

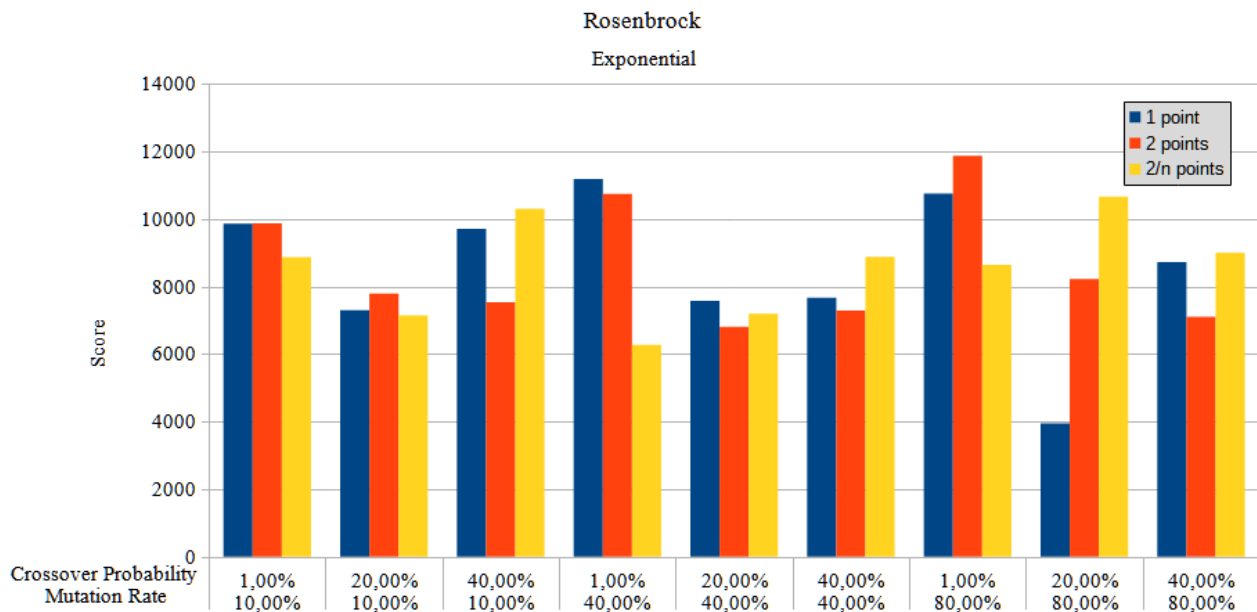
Πίνακας 4.9: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rosenbrock με linear.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	4883,1	2,57	12529,59
1	10,00%	20,00%	5000	86,1	430503,15
1	10,00%	40,00%	5000	204,8	1024016,41
1	40,00%	1,00%	5000	2,5	12503,74
1	40,00%	20,00%	5000	95,22	476108,7
1	40,00%	40,00%	5000	179,51	897531,77
1	80,00%	1,00%	4814,95	1,35	6505,23
1	80,00%	20,00%	5000	78,81	394060,35
1	80,00%	40,00%	5000	133,06	665320,9
2	10,00%	1,00%	4970,6	2,51	12459,14
2	10,00%	20,00%	5000	93,11	465548,73
2	10,00%	40,00%	5000	160,39	801928,95
2	40,00%	1,00%	5000	1,87	9351,4
2	40,00%	20,00%	5000	103,74	518711,35
2	40,00%	40,00%	5000	175,14	875691,74
2	80,00%	1,00%	4810,7	1,52	7304,37
2	80,00%	20,00%	5000	99,47	497366,59
2	80,00%	40,00%	5000	144,12	720622,7

n/2	10,00%	1,00%	4950,3	2,45	12110,64
n/2	10,00%	20,00%	5000	105,82	529105,59
n/2	10,00%	40,00%	5000	188,15	940729,71
n/2	40,00%	1,00%	5000	1,65	8227,87
n/2	40,00%	20,00%	5000	95,72	478616,19
n/2	40,00%	40,00%	5000	147,39	736942,92
n/2	80,00%	1,00%	4846,6	1,43	6918,02
n/2	80,00%	20,00%	5000	88,69	443428,95
n/2	80,00%	40,00%	5000	164,83	824141,42

4.3.1.4 Πανμικτικός πληθυσμός Rosenbrock Exponential

Στο σχήμα (4.8) και πίνακα (4.10) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης Rosenbrock με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής exponential.



Σχήμα 4.8: Rosenbrock με exponential.

Πίνακας 4.10: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ Rosenbrock με exponential.

Crossover Points	Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
1	10,00%	1,00%	4817,3	2,05	9855,7
1	10,00%	20,00%	4156,2	1,76	7298,87
1	10,00%	40,00%	5000	1,94	9701,9
1	40,00%	1,00%	4826,2	2,32	11178,97
1	40,00%	20,00%	4435,7	1,71	7572,8
1	40,00%	40,00%	4774,55	1,61	7669,35
1	80,00%	1,00%	5000	2,15	10750,86
1	80,00%	20,00%	3423,9	1,15	3944,72
1	80,00%	40,00%	4402,15	1,98	8725,2
2	10,00%	1,00%	4876,2	2,02	9873,21
2	10,00%	20,00%	4758,3	1,64	7788,9
2	10,00%	40,00%	4818,5	1,56	7537,69
2	40,00%	1,00%	4875,25	2,2	10746,96
2	40,00%	20,00%	4342	1,57	6809,3
2	40,00%	40,00%	4681,15	1,56	7291,69
2	80,00%	1,00%	5000	2,37	11864,69
2	80,00%	20,00%	4358,8	1,89	8221,83
2	80,00%	40,00%	4612,05	1,54	7103,27
n/2	10,00%	1,00%	4849,45	1,83	8871,81
n/2	10,00%	20,00%	4782,55	1,49	7149,37
n/2	10,00%	40,00%	4825,9	2,13	10302,85
n/2	40,00%	1,00%	4747,3	1,32	6278,09
n/2	40,00%	20,00%	4545,15	1,58	7199,27
n/2	40,00%	40,00%	4188	2,12	8877,94
n/2	80,00%	1,00%	4576,55	1,89	8641,99
n/2	80,00%	20,00%	4334,5	2,46	10658,69
n/2	80,00%	40,00%	4544,9	1,98	9005,01

4.3.2 Μοντέλο νησίδων Rosenbrock

4.3.2.1 Μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις Rosenbrock

Στο πινάκα (4.11) βλέπουμε τα αποτελέσματα νησιωτικού μοντέλου Rosenbrock όπου όλα τα νησιά έχουν τις ίδιες ρυθμίσεις. Οι ρυθμίσεις των νησιών ορίζονται από το απόλυτο καλύτερο πανμικτικό πληθυσμό από το κεφάλαιο 4.3.1.

Πίνακας 4.11: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rosenbrock με μοντέλο νησίδων και ίδια νησιά.

Island	Population	Mutation rate	Crossover Probability	Crossover Points	Μέθοδος επιλογής
1	50	40,00%	80,00%	2	Tournament
2	50	40,00%	80,00%	2	Tournament
3	50	40,00%	80,00%	2	Tournament
4	50	40,00%	80,00%	2	Tournament
Migration Probability	Average Generation	Average Fitness	Score		
10	4790,2	2,21	10568,5		
25	4010,8	1,02	4108,6		
75	4513,95	1,37	6197,3		

4.3.2.2 Μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις Rosenbrock

Στο πινάκα (4.12) βλέπουμε τα αποτελέσματα νησιωτικού μοντέλου Rastrigin όπου όλα τα νησιά έχουν διαφορετικές ρυθμίσεις. Κάθε νησί έχει διαφορετική μέθοδο επιλογής και οι υπόλοιπες ρυθμίσεις ανά νησί είναι το καλύτερο ανά μέθοδο επιλογής από το πανμικτικό πληθυσμό του κεφαλαίου 4.3.1.

Πίνακας 4.12: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ Rosenbrock με μοντέλο νησίδων και διαφορετικά νησιά

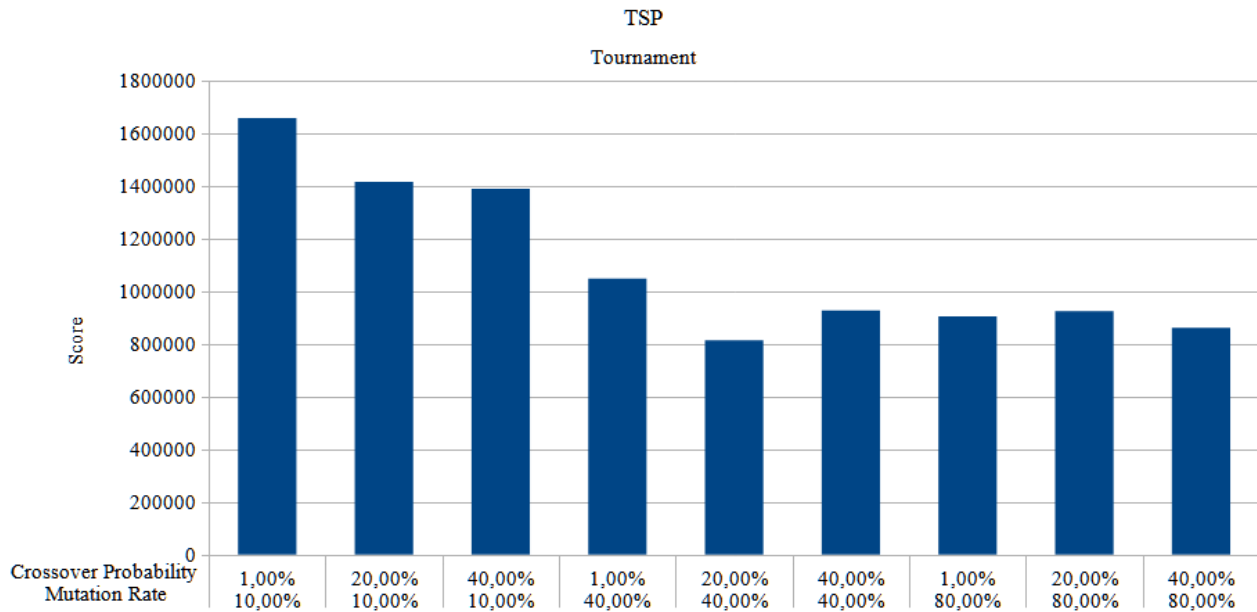
Island	Population	Mutation rate	Crossover Probability	Crossover Points	Μέθοδος επιλογής
1	50	40,00%	80,00%	2	Tournament
2	50	20,00%	80,00%	1	Exponential
3	50	20,00%	80,00%	2	Roulette
4	50	1,00%	80,00%	1	Linear
Migration Probability	Average Generation	Average Fitness	Score		
10	4572,75	3,07	14047,38		
25	4273,3	3,9	16650,77		
75	4794,55	4,52	21676,18		

4.4 TSP

4.4.1 Πανμικτικός πληθυσμός TSP

4.4.1.1 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Τουρνουά

Στο σχήμα (4.9) και πίνακα (4.13) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης TSP με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής τουρνουά.



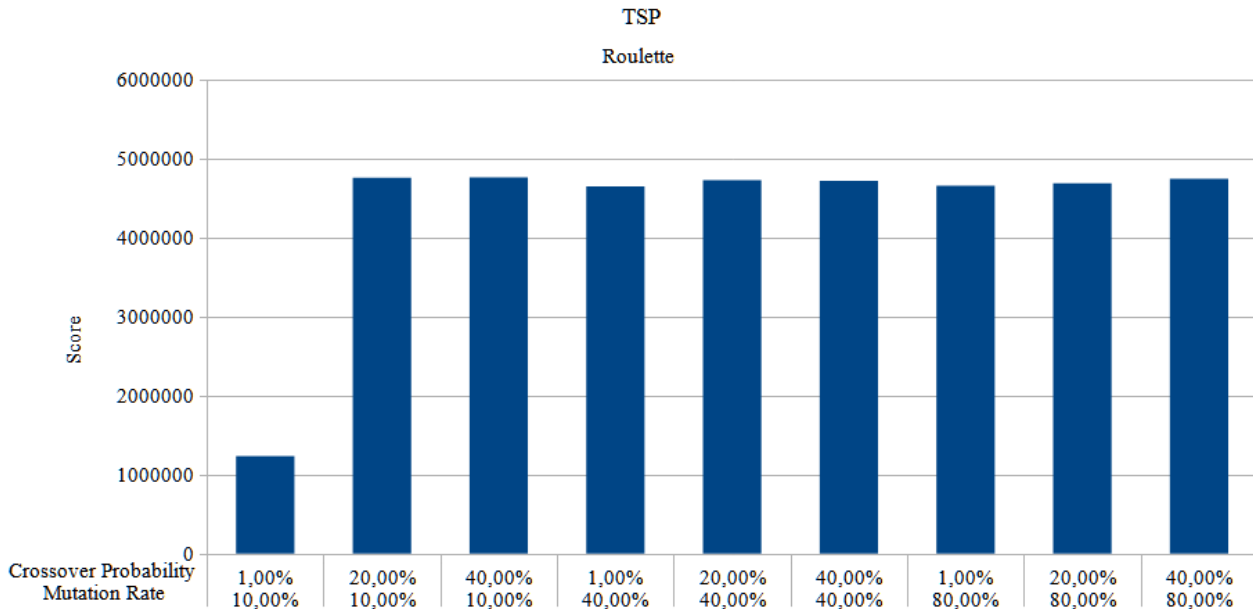
Σχήμα 4.9: TSP με τουρνουά.

Πίνακας 4.13: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με τουρνουά.

Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
10,00%	1,00%	5000	331,73	1658654,24
10,00%	20,00%	5000	283,24	1416210,87
10,00%	40,00%	5000	278,01	1390070,63
40,00%	1,00%	5000	209,85	1049226,47
40,00%	20,00%	5000	162,89	814452,59
40,00%	40,00%	5000	185,55	927743,28
80,00%	1,00%	5000	180,98	904886,33
80,00%	20,00%	4905,25	188,52	924750,81
80,00%	40,00%	5000	172,4	861975,12

4.4.1.2 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Ρουλέτα

Στο σχήμα (4.10) και πίνακα (4.14) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης TSP με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής ρουλέτας.



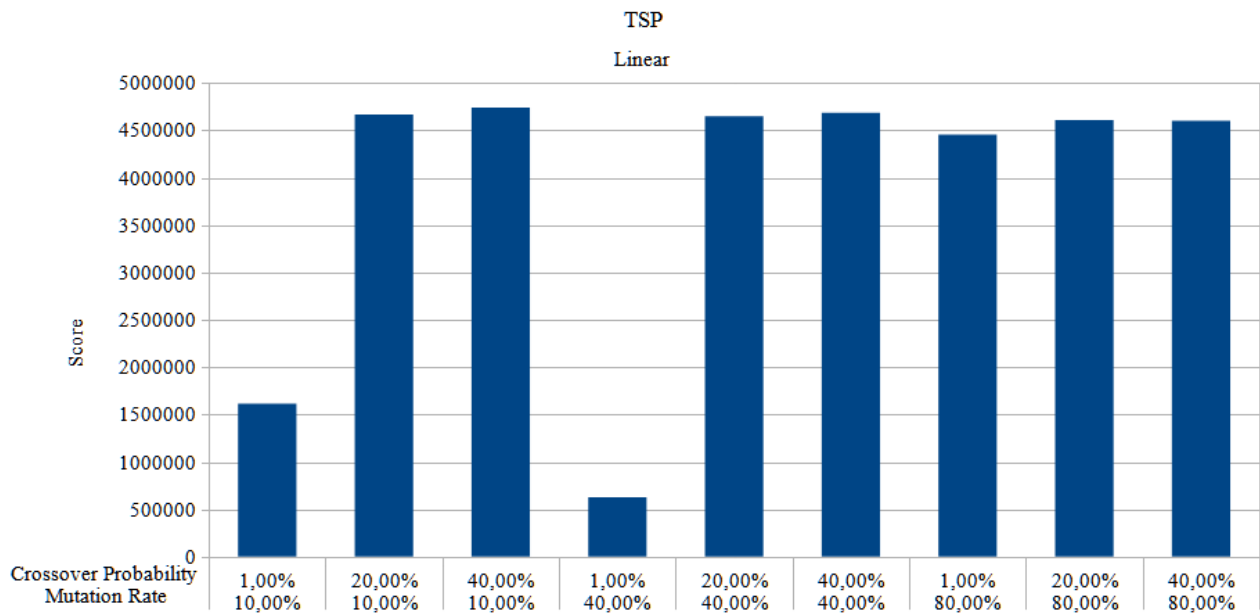
Σχήμα 4.10: TSP με ρουλέτα.

Πίνακας 4.14: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με ρουλέτα.

Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
10,00%	1,00%	5000	246,8	1233978,35
10,00%	20,00%	5000	952,31	4761557,51
10,00%	40,00%	5000	953,46	4767289,33
40,00%	1,00%	5000	930,12	4650622,43
40,00%	20,00%	5000	946,21	4731026,27
40,00%	40,00%	5000	944,13	4720626,94
80,00%	1,00%	5000	932,59	4662967,71
80,00%	20,00%	5000	937,82	4689102,09
80,00%	40,00%	5000	949,76	4748800,59

4.4.1.3 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Linear

Στο σχήμα (4.11) και πίνακα (4.15) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης TSP με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής linear.



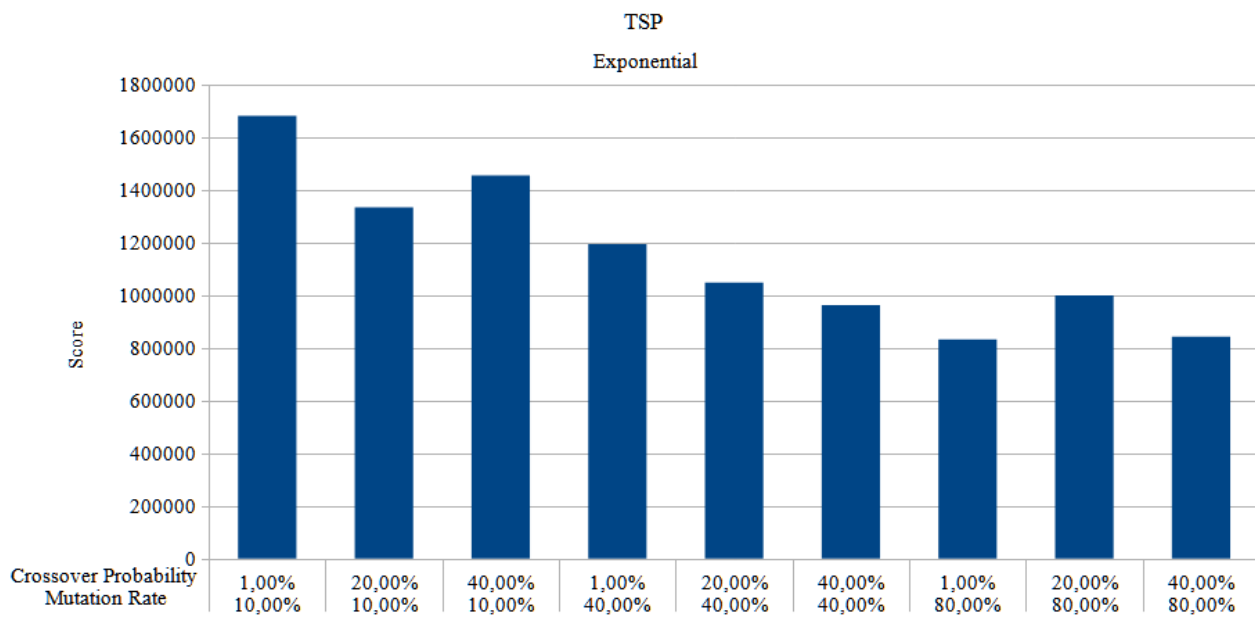
Σχήμα 4.11: TSP με linear

Πίνακας 4.15: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με linear.

Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
10,00%	1,00%	5000	323,18	1615876,53
10,00%	20,00%	5000	933,31	4666566,24
10,00%	40,00%	5000	948,38	4741884
40,00%	1,00%	4957,25	126,24	625794,85
40,00%	20,00%	5000	929,96	4649818,56
40,00%	40,00%	5000	936,86	4684282,2
80,00%	1,00%	5000	891,24	4456180,38
80,00%	20,00%	5000	921,71	4608551,43
80,00%	40,00%	5000	919,91	4599548,49

4.4.1.4 Πανμικτικός πληθυσμός TSP Exponential

Στο σχήμα (4.11) και πίνακα (4.15) βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των πιθανών συνδυασμών ρυθμίσεων συνάρτησης TSP με πανμικτικό πληθυσμό και μέθοδο επιλογής exponential.



Σχήμα 4.12: TSP με exponential.

Πίνακας 4.16: Αριθμητικά δεδομένα από τεστ TSP με exponential.

Crossover Probability	Mutation Rate	Avg Generations	Avg Fitness	Score
10.00%	1.00%	5000	336,44	1682185,1
10.00%	20.00%	5000	267,08	1335406,48
10.00%	40.00%	5000	291,36	1456805,05
40.00%	1.00%	5000	238,96	1194797,67
40.00%	20.00%	5000	209,88	1049385,01
40.00%	40.00%	5000	192,82	964095,78
80.00%	1.00%	4990,8	166,82	832563,28
80.00%	20.00%	5000	200,01	1000579,95
80.00%	40.00%	5000	168,61	843072,99

4.4.2 Μοντέλο νησίδων TSP

4.4.2.1 Μοντέλο νησίδων με ίδιες ρυθμίσεις TSP

Στο πινάκα (4.17) βλέπουμε τα αποτελέσματα νησιωτικού μοντέλου TSP όπου όλα τα νησιά έχουν τις ίδιες ρυθμίσεις. Οι ρυθμίσεις των νησιών ορίζονται από το απόλυτο καλύτερο πανμικτικό πληθυσμό από το κεφάλαιο 4.4.1.

Πίνακας 4.17: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ TSP με μοντέλο νησίδων και ίδια νησιά.

Island	Population	Mutation rate	Crossover Probability	Μέθοδος επιλογής
1	50	1,00%	40,00%	Linear
2	50	1,00%	40,00%	Linear
3	50	1,00%	40,00%	Linear
4	50	1,00%	40,00%	Linear
Migration Interval	Average Generations	Average Fitness	Score	
10	5000	218,85	1094239,92	
25	5000	197,22	986094,46	
75	5000	210,81	1054038,75	

4.4.2.2 Μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις TSP

Στο πίνακα (4.18) βλέπουμε τα αποτελέσματα νησιωτικού μοντέλου Rastrigin όπου όλα τα νησιά έχουν διαφορετικές ρυθμίσεις. Κάθε νησί έχει διαφορετική μέθοδο επιλογής και οι υπόλοιπες ρυθμίσεις ανά νησί είναι το καλύτερο ανά μέθοδο επιλογής από το πανμικτικό πληθυσμό του κεφαλαίου 4.4.1.

Πίνακας 4.18: Αριθμητικά δεδομένα για τεστ TSP με μοντέλο νησίδων και διαφορετικά νησιά

Island	Population	Mutation rate	Crossover Probability	Μέθοδος επιλογής
1	50	20,00%	40,00%	Tournament
2	50	1,00%	80,00%	Exponential
3	50	1,00%	40,00%	Linear
4	50	1,00%	10,00%	Roulette
Migration Probability	Average Generations	Average Fitness	Score	
10	5000	182,22	911106,94	
25	5000	185,22	926118,55	
75	5000	178,18	890882,09	

4.5 Επίλογος

Σε αυτό το κεφάλαιο είδαμε τα αποτελέσματα της εργασίας κατηγοριοποιημένα. Τα παραπάνω θα μας βοηθήσουν να βγάλουμε συμπεράσματα για την εργασία.

Κεφάλαιο 5ο: Συμπεράσματα

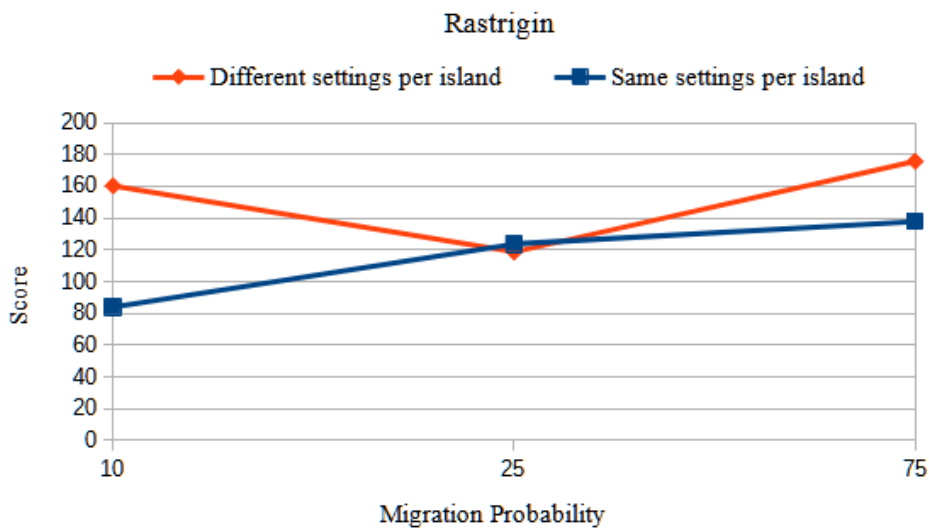
Σύμφωνα με τα αποτελέσματα για την απόδοση των Ε.Α. του κεφαλαίου 4, είναι πλέον δυνατό να αρχίσουμε να εξάγουμε συμπεράσματα για την επίδραση διαφόρων ρυθμίσεων Ε.Α. στην απόδοση τους. Υπενθυμίζεται ότι στόχος είναι η ελαχιστοποίηση, επομένως όσο μικρότερο είναι το score τόσο καλύτερο είναι το αποτέλεσμα.

5.1 Νησιωτικά μοντέλα πληθυσμού

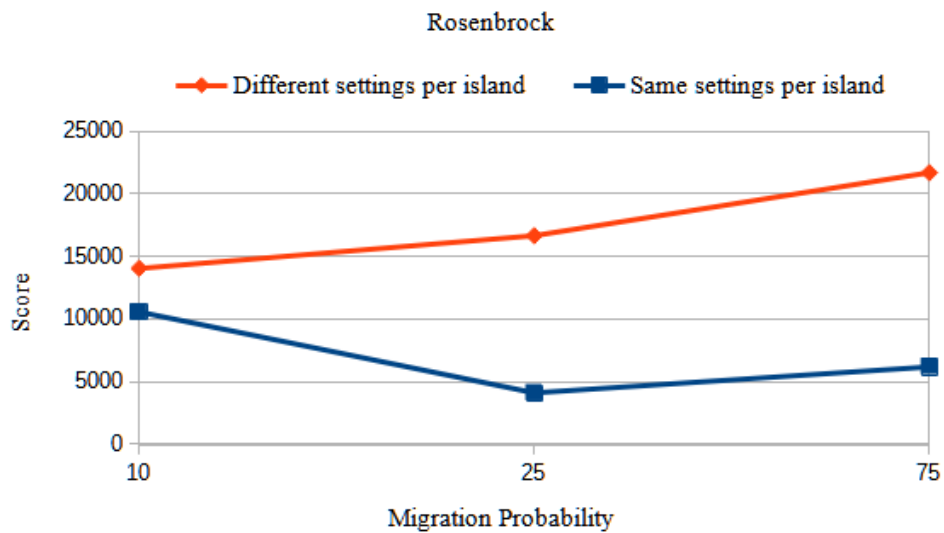
Πρώτα θα αναλύσουμε την απόδοση των νησιωτικών μοντέλων. Ένας από τους σκοπούς της εργασίας ήταν η εξέταση της απόδοσης ΕΑ με κατανομημένο πληθυσμό και ειδικότερα του μοντέλου νησίδων (island model), όπου το κάθε νησί έχει είτε ίδιες είτε διαφορετικές ρυθμίσεις.

Η πρώτη παρατήρηση που μπορούμε να κάνουμε, με τη βοήθεια των σχημάτων (5.1), (5.2) και (5.3) είναι πως στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, οι νησιωτικοί πληθυσμοί όπου τα νησιά έχουν τις ίδιες ρυθμίσεις, έχουν καλύτερη απόδοση σε συγκρίσει με νησιωτικούς πληθυσμούς όπου τα νησιά έχουν τις διαφορετικές ρυθμίσεις.

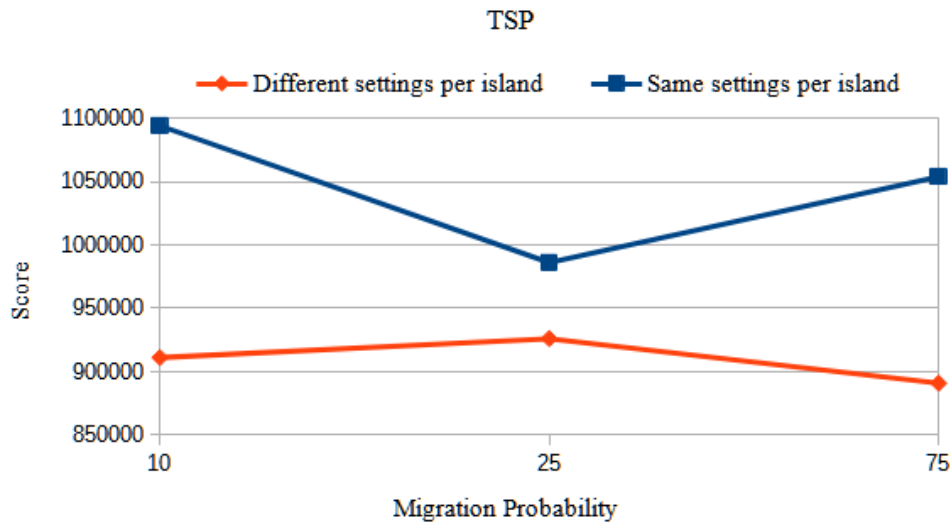
Επίσης, παρατηρούμε την επίδραση του διαστήματος μετανάστευσης στην απόδοση. Για τη συνάρτηση εξέτασης Rastrigin, παρατηρούμε στο σχήμα (5.1), ότι σε μοντέλο νησίδων με 10 και 75 γενιές διάστημα μετανάστευσης λειτουργεί πιο αποδοτικά όταν έχουμε μοντέλο νησίδων με ίσες ρυθμίσεις, ενώ όταν έχουμε μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις, 25 γενιές διάστημα μετανάστευσης, λειτουργεί λίγο πιο αποδοτικά. Στο σχήμα (5.2) παρατηρούμε ότι η συνάρτηση εξέτασης Rosenbrock λειτουργεί πιο αποδοτικά με μεγαλύτερο διάστημα μετανάστευσης όταν χρησιμοποιούμε μοντέλο νησίδων με ίσες ρυθμίσεις, ενώ όταν χρησιμοποιούμε μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις, έχουμε καλύτερη απόδοση με μικρότερο διάστημα μετανάστευσης. Στο σχήμα (5.3) για τη συνάρτηση TSP, παρατηρούμε ότι σε μοντέλο νησίδων με διαφορετικές ρυθμίσεις, το διάστημα μετανάστευσης δεν έχει μεγάλη επίδραση στην απόδοση του μοντέλου νησίδων, ενώ για το μοντέλο νησίδων με ίσες ρυθμίσεις, την καλύτερη απόδοση την παρουσίασε το μεσαίο διάστημα μετανάστευσης 25 γενεών.



Σχήμα 5.1: Συσχέτιση απόδοσης μεταξύ τύπων νησιών και πιθανότητα μετανάστευσης με συνάρτηση Rastrigin.



Σχήμα 5.2: Συσχέτιση απόδοσης μεταξύ τύπων νησιών και πιθανότητα μετανάστευσης με συνάρτηση Rosenbrock.



Σχήμα 5.3: Συσχέτιση απόδοσης μεταξύ τύπων νησιών και πιθανότητα μετανάστευσης με συνάρτηση TSP.

Μια τελευταία παρατήρηση που μπορούμε να κάνουμε είναι πως αν συγκρίνουμε, ανά συνάρτηση εξέτασης, τα απολυτά καλύτερα σκορ του πανμικτικού και του νησιωτικού πληθυσμού, θα δούμε ότι σε η υλοποίηση του E.A. με πανμικτικό πληθυσμό είναι σχεδόν πάντα καλύτερη.

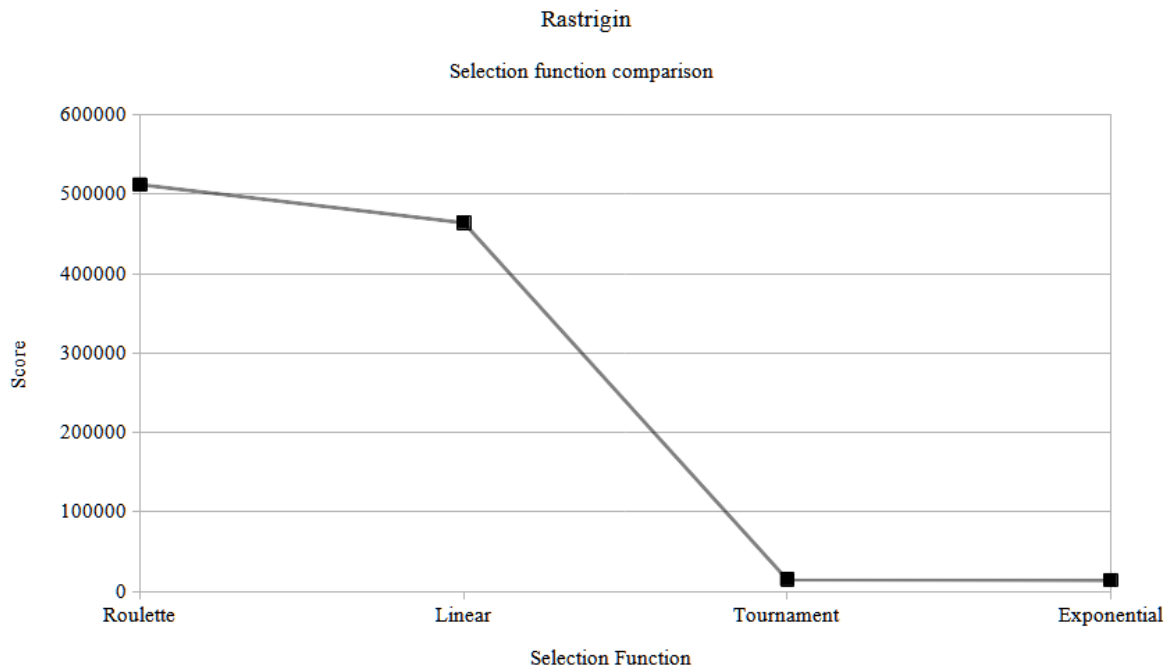
Με βάση τα παραπάνω, μπορούμε να βγάλουμε το συμπέρασμα ότι η χρήση του νησιωτικού μοντέλου πληθυσμού δεν αποδίδει αύξηση στην απόδοση του E.A., τουλάχιστον για τις συναρτήσεις εξέτασης που χρησιμοποιήσαμε. Αυτό μπορεί να οφείλετε στο πως οι ρυθμίσεις που είναι αποδοτικές για το πανμικτικό μοντέλο δεν είναι αποδοτικές για το μοντέλο νησίδων.

5.2 Πανμικτικοί Πληθυσμοί

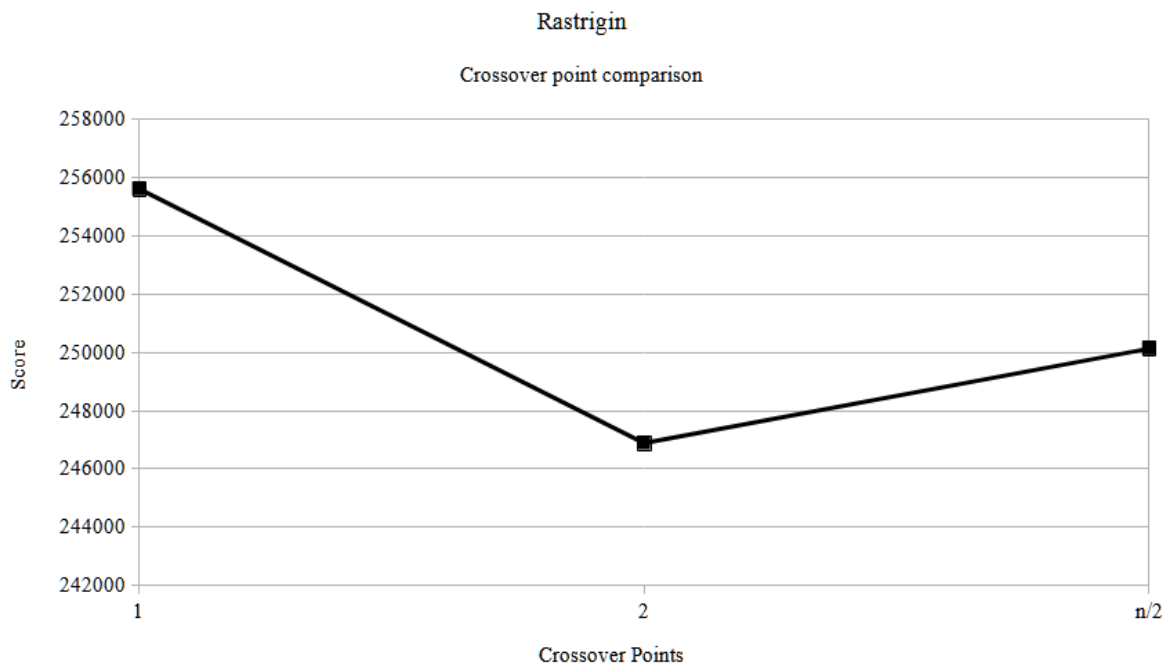
5.2.1 Rastrigin

Στο παρακάτω σχήμα (5.4), βλέπουμε τη σχετική απόδοση των τεσσάρων μεθόδων επιλογής, όπου η απόδοση τους είναι ο μέσος όρος του σκορ για κάθε υλοποίηση που χρησιμοποιεί την αντίστοιχο μέθοδο επιλογής, στρογγυλεμένο στο πρώτο δεκαδικό. Όπως παρατηρούμε, το Rastrigin ανταποκρίνεται καλύτερα στους μεθόδους επιλογής τουρνουά και exponential, με το exponential να είναι ελάχιστα καλύτερο.

Στο σχήμα (5.5), παρατηρούμε την επίδραση διαφορετικών σημείων ανασυνδυασμού στην απόδοση της συνάρτησης Rastrigin. Την απόδοση των σημείων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με τα σημεία διασταύρωσης. Όπως παρατηρούμε, την καλύτερη απόδοση την παράγει δυο σημεία διασταύρωσης.



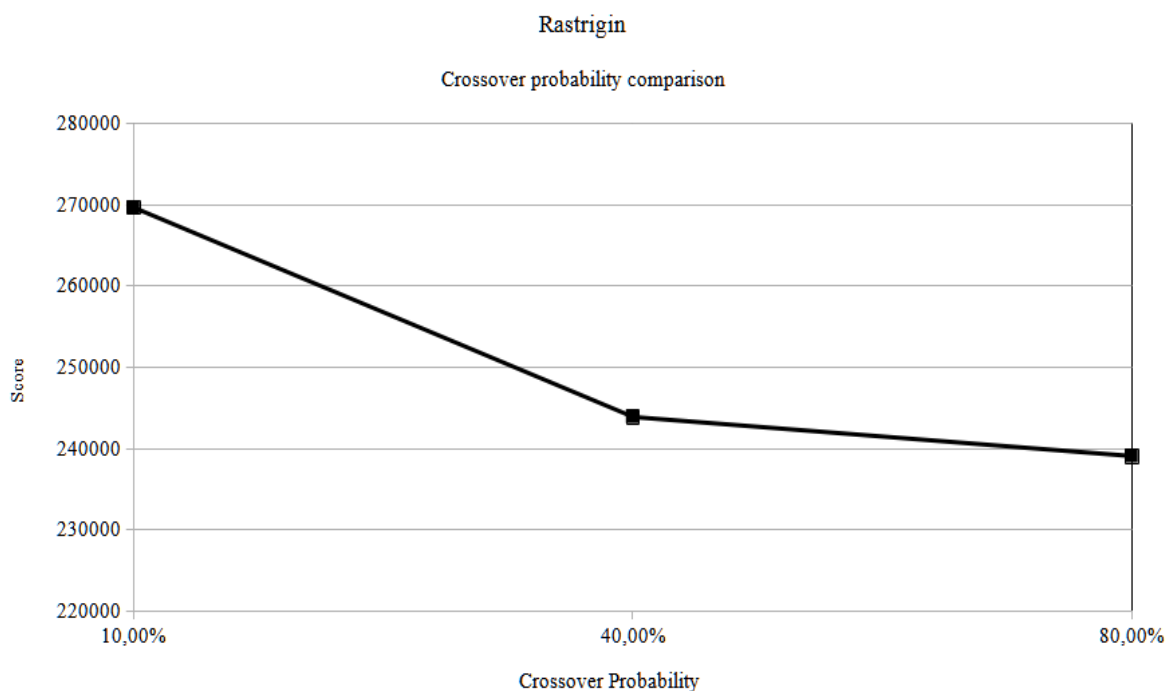
Σχήμα 5.4: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μεθόδων επιλογής για την συνάρτηση Rastrigin.



Σχήμα 5.5: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών σημείων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rastrigin.

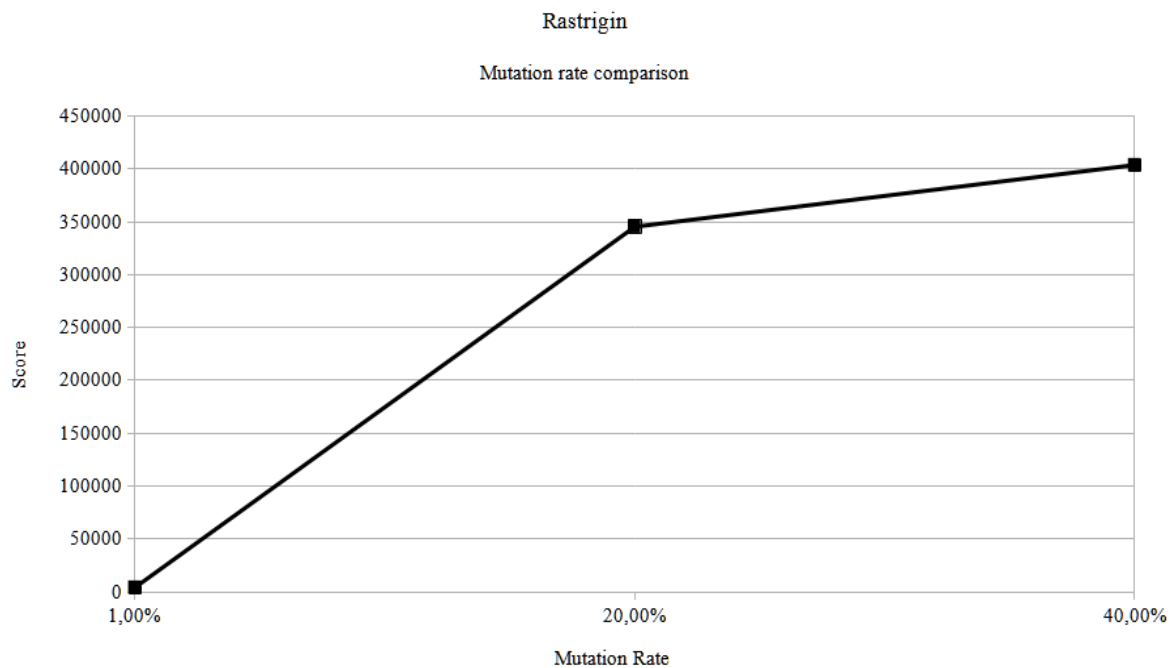
Στο σχήμα (5.6), παρατηρούμε την επίδραση διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού στην απόδοση της συνάρτησης Rastrigin. Την απόδοση των πιθανοτήτων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με τις πιθανότητες ανασυνδυασμού. Σύμφωνα με τις

παρατηρήσεις μας, την καλύτερη απόδοση την παράγει το 80% πιθανότητα ανασυνδυασμού, αν και δεν έχει υψηλή διαφορά με το 40%.



Σχήμα 5.6: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rastrigin.

Στο παρακάτω σχήμα (5.7), βλέπουμε την επίδραση διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης στην απόδοση της συνάρτησης Rastrigin. Την απόδοση των σημείων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με ρυθμούς μετάλλαξης. Σύμφωνα με τις παρατηρήσεις μας, την καλύτερη απόδοση, με μεγάλη διαφορά, την παράγει το 1% ρυθμό μετάλλαξης.

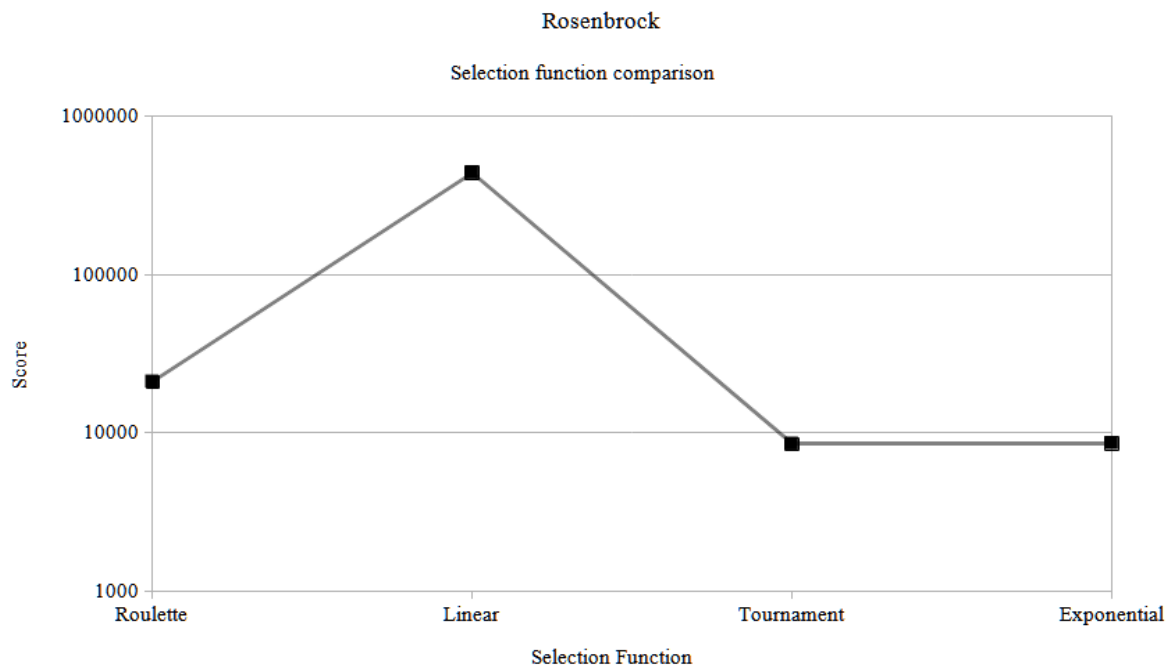


Σχήμα 5.7: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης για την συνάρτηση Rastrigin.

Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα, οι καλύτερες ρυθμίσεις για την μεγίστη απόδοση του E.A. με συνάρτηση εξέταση Rastrigin θα ήταν μέθοδο επιλογής ίσων με exponential, σημεία διασταύρωσης ίσων με 2, πιθανότητα ανασυνδυασμού ίσων με 40% και ρυθμό μετάλλαξης ίσων με 1%. Ωστόσο, στα δεδομένα του πίνακα (4.4), βλέπουμε ότι το απόλυτο καλύτερο αποτέλεσμα παράχθηκε με ρυθμίσεις μέθοδο επιλογής ίσων με exponential, σημεία διασταύρωσης ίσων με 2, πιθανότητα ανασυνδυασμού ίσων με 80% και ρυθμό μετάλλαξης ίσων με 20%.

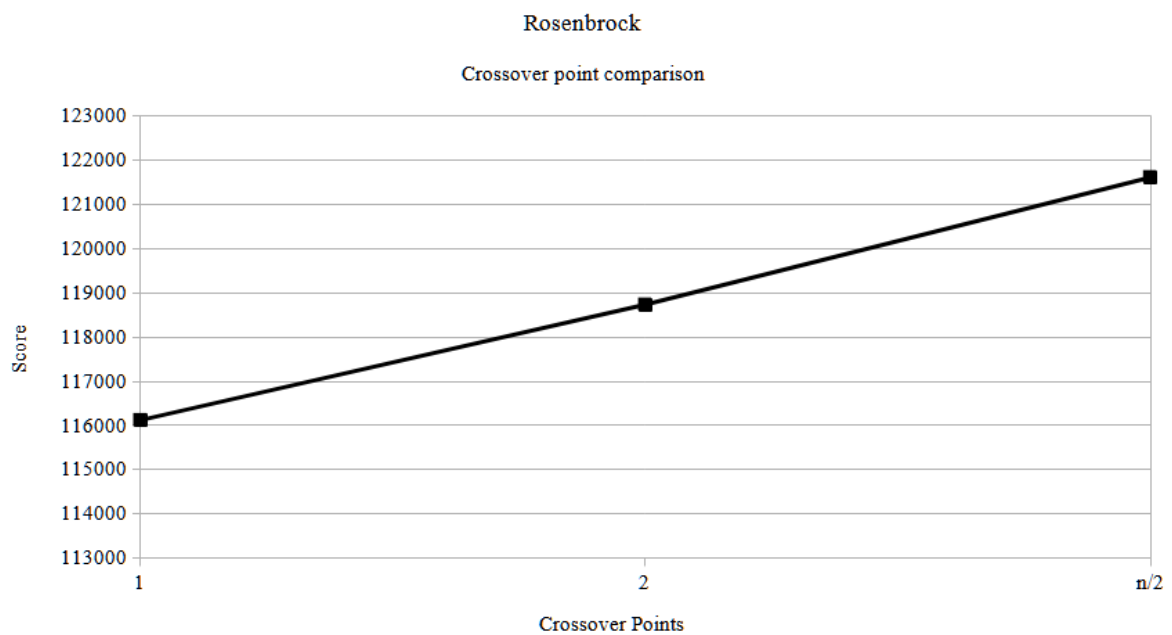
5.3 Rosenbrock

Στο σχήμα (5.8), βλέπουμε τη σχετική απόδοση των τεσσάρων μεθόδων επιλογής, όπου η απόδοση τους είναι ο μέσος όρος του σκορ για κάθε υλοποίηση που χρησιμοποιεί την αντίστοιχο μέθοδο επιλογής, στρογγυλεμένο στο πρώτο δεκαδικό. Όπως παρατηρούμε, η συνάρτηση εξέτασης Rosenbrock ανταποκρίνεται καλύτερα στις μεθόδους επιλογής τουρνουά και exponential, με το τουρνουά να είναι ελάχιστα καλύτερο. Και με το linear να είναι το χειρότερο με διαφορά.



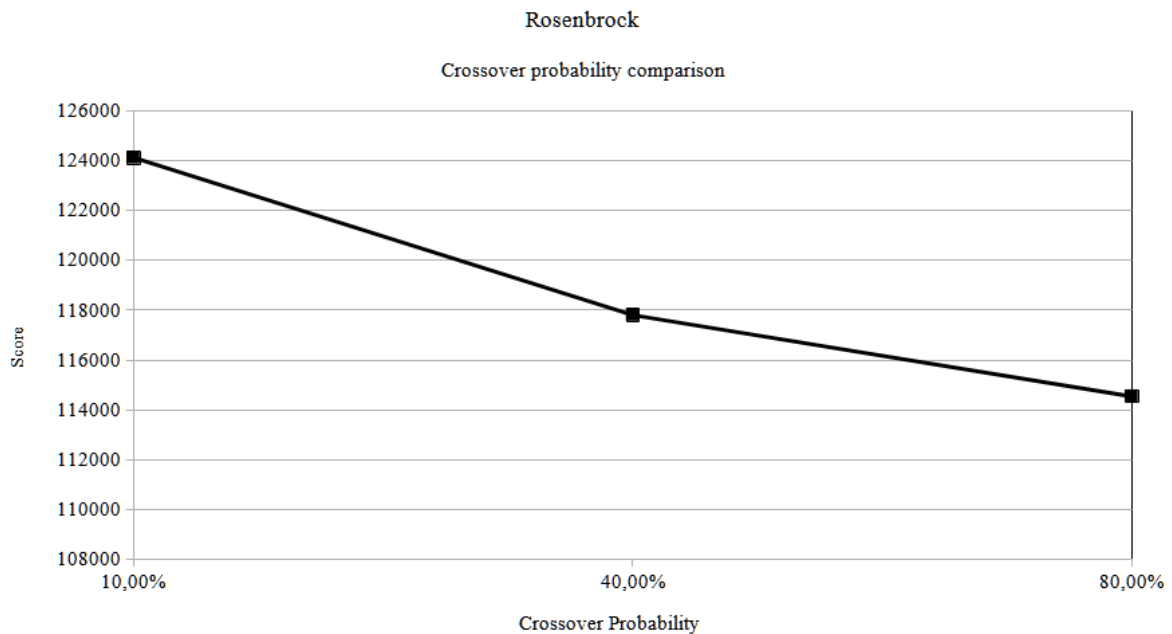
Σχήμα 5.8: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μεθόδων επιλογής για την συνάρτηση Rosenbrock.

Στο σχήμα (5.9), παρατηρούμε την επίδραση διαφορετικών σημείων ανασυνδυασμού στην απόδοση της συνάρτησης Rosenbrock. Την απόδοση των σημείων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με τα σημεία διασταύρωσης. Όπως παρατηρούμε, την καλύτερη απόδοση την παράγουν 1 σημεία διασταύρωσης και τη χειρότερη $n/2$ σημεία διασταύρωσης.



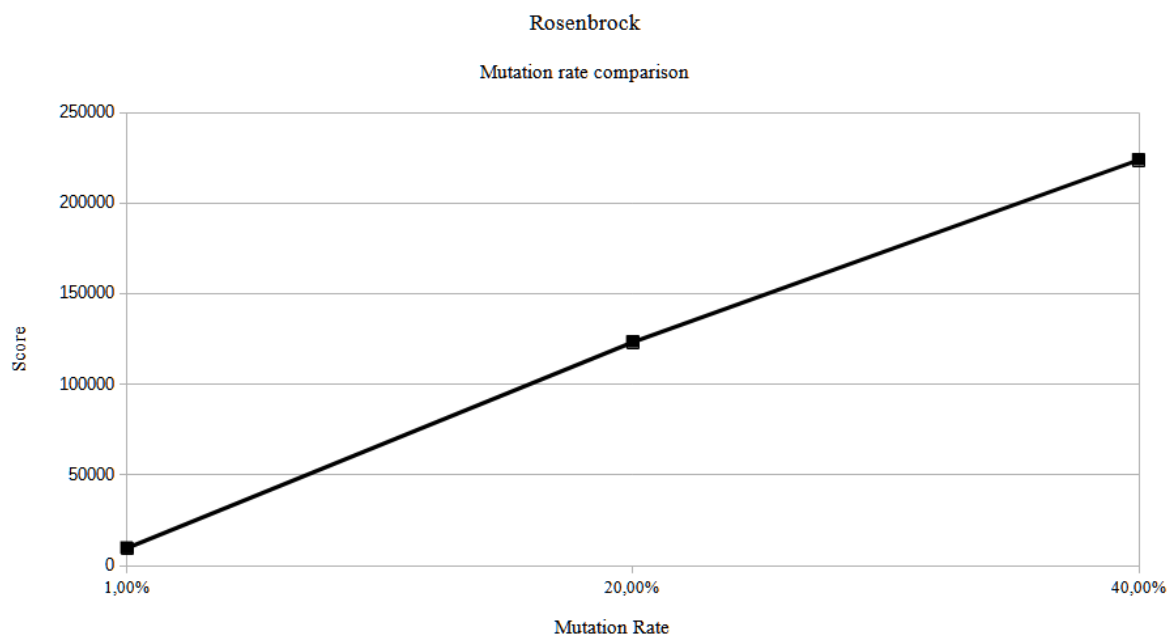
Σχήμα 5.9: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών σημείων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rosenbrock.

Στο σχήμα (5.10), παρατηρούμε την επίδραση διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού στην απόδοση της συνάρτησης Rosenbrock. Την απόδοση των πιθανοτήτων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με τις πιθανότητες ανασυνδυασμού. Σύμφωνα με τις παρατηρήσεις μας, τη χειρότερη απόδοση την παράγει το 10% πιθανότητα ανασυνδυασμού με διαφορά, ενώ την καλύτερη επίδραση στην Rosenbrock έχει το 80% πιθανότητα ανασυνδυασμού.



Σχήμα 5.10: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση Rosenbrock.

Στο παρακάτω σχήμα (5.11), βλέπουμε την επίδραση διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης στην απόδοση της συνάρτησης Rosenbrock. Την απόδοση των σημείων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με ρυθμούς μετάλλαξης. Σύμφωνα με τις παρατηρήσεις μας, την καλύτερη απόδοση την παράγει το 1% ρυθμό μετάλλαξης. Επίσης, παρατηρούμε πως η απόδοση του E.A. μειώνεται γραμμικά, με την αύξηση του ρυθμού μετάλλαξης.

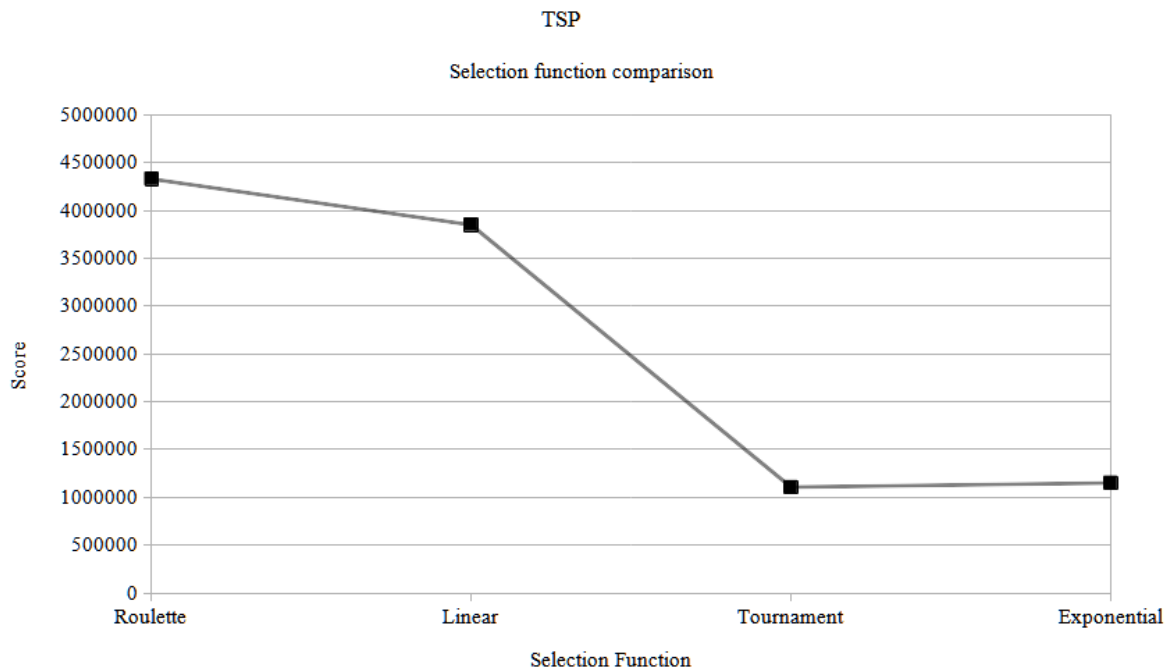


Σχήμα 5.11: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης για την συνάρτηση Rosenbrock.

Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα, οι καλύτερες ρυθμίσεις για τη μεγίστη απόδοση του Ε.Α. με συνάρτηση εξέταση Rosenbrock θα ήταν μέθοδο επιλογής ίσων με τουρνουά, σημεία διασταύρωσης ίσων με 1, πιθανότητα ανασυνδυασμού ίσων με 80% και ρυθμό μετάλλαξης ίσων με 1%. Ωστόσο, στα δεδομένα του πίνακα (4.7), βλέπουμε ότι το απόλυτο καλύτερο αποτέλεσμα παράχθηκε με ρυθμίσεις μέθοδο επιλογής ίσων με τουρνουά, σημεία διασταύρωσης ίσων με 2, πιθανότητα ανασυνδυασμού ίσων με 80% και ρυθμό μετάλλαξης ίσων με 40%.

5.4 TSP

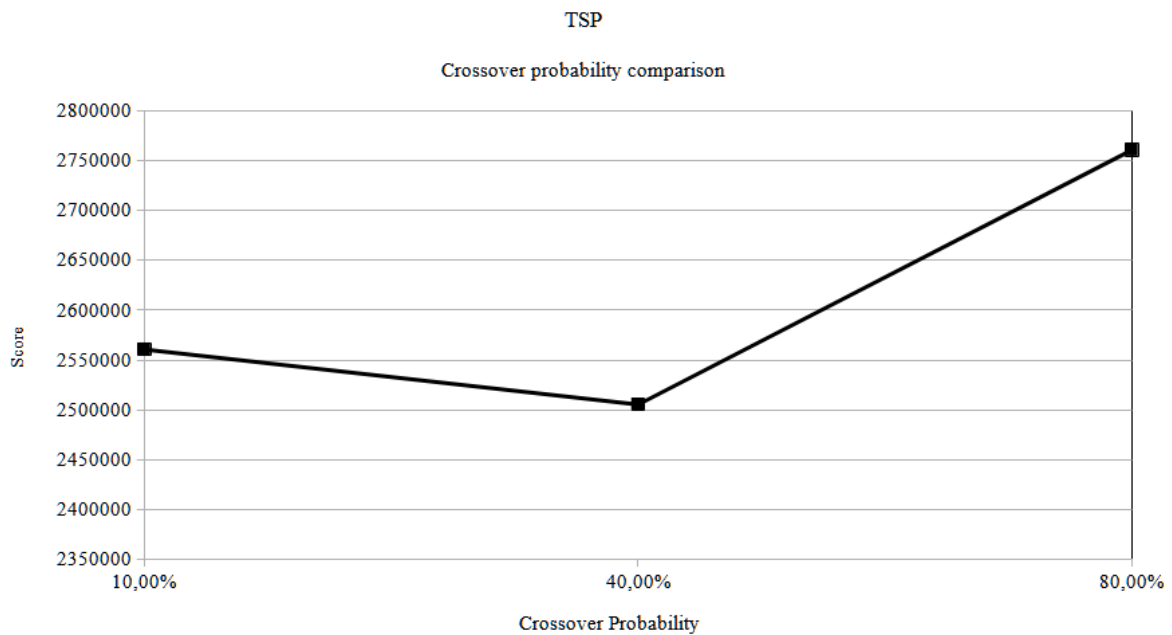
Στο παρακάτω σχήμα (5.12), βλέπουμε τη σχετική απόδοση των τεσσάρων μεθόδων επιλογής, όπου η απόδοση τους είναι ο μέσος όρος του σκορ για κάθε υλοποίηση που χρησιμοποιεί την αντίστοιχη μέθοδο επιλογής, στρογγυλεμένο στο πρώτο δεκαδικό. Όπως παρατηρούμε, το TSP ανταποκρίνεται καλύτερα στις μεθόδους επιλογής τουρνουά και exponential, με το τουρνουά να είναι ελάχιστα καλύτερο. Επίσης παρατηρούμε ότι η απόδοση είναι παρόμοια με την σχετική απόδοση των μεθόδων επιλογής του Rastrigin, συγκρίνοντας τα σχήματα (5.4) και (5.12).



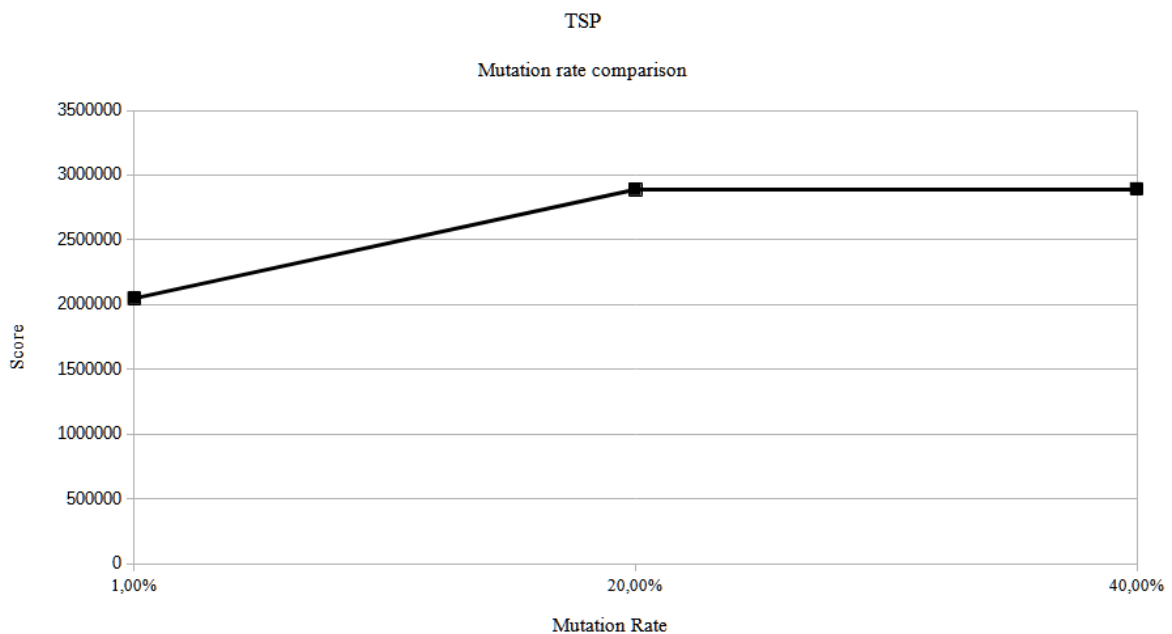
Σχήμα 5.12: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μεθόδων επιλογής για την συνάρτηση TSP.

Στο σχήμα (5.13), παρατηρούμε την επίδραση διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού στην απόδοση της συνάρτησης TSP. Την απόδοση των πιθανοτήτων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με τις πιθανότητες ανασυνδυασμού. Σύμφωνα με τις παρατηρήσεις μας, την καλύτερη απόδοση στην TSP έχει το 40% πιθανότητα ανασυνδυασμού, και τη χειρότερη απόδοση το 80% πιθανότητα ανασυνδυασμού.

Στο σχήμα (5.14), βλέπουμε την επίδραση διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης στην απόδοση της συνάρτησης TSP. Την απόδοση των σημείων υπολογίζεται παρόμοια με τις μεθόδους επιλογής παραπάνω, αλλά με ρυθμούς μετάλλαξης. Σύμφωνα με τις παρατηρήσεις μας, την καλύτερη απόδοση την παράγει το 1% ρυθμό μετάλλαξης. Επίσης, παρατηρούμε ότι ο ρυθμός μετάλλαξης από 20% ρυθμό μετάλλαξης και επάνω, δεν έχει μεγάλη επίδραση στην απόδοση του E.A.



Σχήμα 5.13: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών πιθανοτήτων ανασυνδυασμού για την συνάρτηση TSP.



Σχήμα 5.14: Συσχέτιση μέση απόδοσης μεταξύ διαφορετικών ρυθμών μετάλλαξης για την συνάρτηση TSP.

Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα, οι καλύτερες ρυθμίσεις για τη μέγιστη απόδοση του Ε.Α. με συνάρτηση εξέταση TSP θα ήταν μέθοδος επιλογής ίσων με τουρνουά, πιθανότητα ανασυνδυασμού ίσων με 40% και ρυθμό μετάλλαξης ίσων με 1%. Ωστόσο, στα δεδομένα του πίνακα (4.13), βλέπουμε ότι το απόλυτο καλύτερο αποτέλεσμα παράχθηκε με ρυθμίσεις μέθοδος επιλογής ίσων με linear, πιθανότητα ανασυνδυασμού ίσων με 40% και ρυθμό μετάλλαξης ίσων με 1%.

Κεφάλαιο 6ο: Προτάσεις Βελτίωσης

6.1 Επέκταση ρυθμίσεων

Σε αυτή την εργασία, εξετάσαμε την επίδραση ρυθμίσεων στην απόδοση E.A. Ωστόσο, δεν εξετάσαμε την επίδραση όλων των πιθανών ρυθμίσεων E.A., όπως το κλάσμα επιζών με απογόνων. Επίσης, θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε άλλες μεθόδους και ποσοστά ανασυνδυασμού και μετάλλαξης.

6.2 Επέκταση ακρίβειας

Για να έχουμε πιο ακριβές αποτελέσματα για την απόδοση E.A., θα ήταν ελκυστική η χρήση μεγαλύτερων πληθυσμών, πιο χαλαρά όρια ή/και περισσότερα tasks. Αν και η αύξηση ακρίβειας των αποτελεσμάτων είναι χρήσιμη για την εργασία, αυξάνεται ταυτόχρονα και ο χρόνος ολοκλήρωσης. Για την αύξηση ακρίβειας και ολοκλήρωση των αποτελεσμάτων σε εύλογο χρονικό περιθώριο θα ήταν απαραίτητη η ταυτόχρονη βελτιστοποίηση του κώδικα και επέκταση των ικανοτήτων υλικού του υπολογιστή.

6.3 Προσαρμοστικές ρυθμίσεις

Για την αναζήτηση της επίδρασης διάφορων συνδυασμών ρυθμίσεων στην απόδοση E.A., χρησιμοποιήσαμε διάφορες σταθερές βαθμίδες τιμών. Ωστόσο, αυτό δεν είναι απαραίτητο, καθώς μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε και προσαρμοστικές ρυθμίσεις. Για παράδειγμα, σε έναν E.A. με ρυθμό μετάλλαξης 50%, όταν φτάσει ένα όριο επαναλήψεων όπου το καλύτερο άτομο που παρήγαγε δεν έχει ξεπεραστεί, αντί να τερματίσει θα μειώνει ή θα αυξάνει τον ρυθμό μετάλλαξης. Αν δεν παρατηρήσει βελτίωση στο αποτέλεσμα με μια αύξηση και μια μείωση, τότε θα τερματίσει τον E.A.

6.4 Επέκταση συναρτήσεων εξέτασης

Οι συναρτήσεις εξέτασης που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή την εργασία ήταν η Rastrigin, Rosenbrock και TSP. Αυτές οι συναρτήσεις μπορούν επεκτείνουν ή να μειώσουν την πολυπλοκότητά του, ανάλογα με τις ρυθμίσεις που δημιουργήθηκαν. Για παράδειγμα, στην TSP, μπορούμε να αυξήσουμε την πολυπλοκότητά αυξάνοντας τον αριθμό των σημείων. Αυτό δεν είναι δυνατόν να τροποποιηθεί μέσω του προγράμματος, προς το παρόν. Μια άλλη βελτίωση θα μπορούσε να ήταν η προσθήκη άλλων συναρτήσεων εξέτασης.

6.5 Αποθήκευση και αλλαγή επιλογών του προγράμματος

Οι προκαθορισμένες τιμές για τις διάφορες ρυθμίσεις, όπως ο αριθμός των νησιών, συνάρτηση εξέτασης κτλ, καθώς και η τοποθεσία των αρχείων εξόδου δεν μπορούν να αλλαχθούν μέσα από το πρόγραμμα. Για να αλλαχθούν χρειάζεται να αλλαχθούν οι τιμές στα πηγαία αρχεία και το πρόγραμμα να γίνει compiled με τον νέο κώδικα. Θα ήταν χρήσιμο για τον χρήστη να μπορεί να αλλάζει τις προκαθορισμένες τιμές, και οι αλλαγές να αποθηκεύονται σε ένα αρχείο, έτσι ώστε να ανακτούνται κάθε φορά που ανοίγει το πρόγραμμα.

6.6 Χρήση JavaFX

Για την ανάπτυξη GUI του προγράμματος της εργασίας χρησιμοποιήθηκε η εργαλειοθήκη Swing. Αυτή η εργαλειοθήκη είναι απαρχαιωμένη πλέον. Προς το παρόν, για την ανάπτυξη προγραμμάτων με GUI για χρήστες, χρησιμοποιείται η JavaFX. Η Java FX είναι μια πλατφόρμα ανάπτυξης προγραμμάτων που υποστηρίζει διάφορες πλατφόρμες, όπως desktop και κινητά. Είναι ανοικτού κώδικα, βασισμένη στην Java και έχει μια μεγάλη κοινωνία που παράγει έτοιμα εργαλεία και πλαίσια ανοικτού κώδικα[12]. Οι δυνατότητες που προσφέρει η JavaFX στην ανάπτυξη GUI ξεπερνά αυτής της Swing, καθώς δεν προσφέρει μόνο δισδιάστατη αναπαραστάσεις, αλλά και τρισδιάστατες. Με τη JavaFX θα ήταν δυνατό όχι μόνο να παράγουμε αρχεία με τα αποτελέσματα των Ε.Α. αλλά και να τα παρουσιάζουμε σε πραγματικό χρόνο σε τρεις διαστάσεις.

6.7 Εξελικτικός αλγόριθμος σαν συνάρτηση εξέτασης

Ένας τρόπος που θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε για να βρούμε τις καλύτερες ρυθμίσεις Ε.Α. για κάθε συνάρτηση είναι να κωδικοποιήσουμε τις ρυθμίσεις σε γονίδια, να θέσουμε έναν γονότυπο ώστε να χρησιμοποιήσουμε τον Ε.Α. σαν συνάρτηση εξέτασης για έναν Ε.Α. Αυτό θα μας πρόσφερε μια έξυπνη αναζήτηση για την εύρεση των καλύτερων ρυθμίσεων ενός Ε.Α. Σε σύγκριση με τις ενδεικτικές τιμές που θέσαμε, θα είχαμε εξερευνησει ένα μεγαλύτερο χώρο λύσεων και θα είχαμε καλύτερα αποτελέσματα. Το αρνητικό με αυτή την προσέγγιση είναι ο χρόνος εκτελέσεως, αν είχαμε θέσει 20 tasks, τότε θα χρειαζόταν περίπου 2 λεπτά για τον υπολογισμό μιας τιμής καταλληλότητας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1]A. E. Eiben and J. E. Smith, *Introduction to evolutionary computing*, 2nd ed. Springer, 2015.
- [2]E. Alba and J. M. Troya, “A survey of parallel distributed genetic algorithms,” *Complexity*, vol. 4, no. 4, pp. 31–52, 1999.
- [3]E. Alba and M. Tomassini, “Parallelism and evolutionary algorithms,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 5, pp. 443–462, 2002.
- [4]M. Mitchell, *An introduction to genetic algorithms*. Cambridge, MA: MIT, 1998.
- [5]F. Wilhelmstötter, “Jenetics.” [Online]. Available: <https://jenetics.io/manual/manual-7.0.0.pdf>. [Accessed: 04-Dec-2022].
- [6]E. Cantú-Paz, ‘A summary of Research on Parallel Genetic Algorithms’, 1995.
- [7]Y. D. Liang, *Intro to java programming, Comp Version*, 10th ed. Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Τζιόλα, 2016.
- [8]“The java language environment,” *The Java Language Environment: Contents*. [Online]. Available: <https://www.oracle.com/java/technologies/language-environment.html>. [Accessed: 11-Dec-2022].
- [9]“What is Java Swing? - definition from Techopedia,” *Techopedia.com*. [Online]. Available: <https://www.techopedia.com/definition/26102/java-swing>. [Accessed: 11-Dec-2022].
- [10]H. H. Rosenbrock, “An automatic method for finding the greatest or least value of a function,” *The Computer Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 175–184, 1960.
- [11]“Generalized Rosenbrock's function,” *Optimization (scipy.optimize) - SciPy v0.14.0 Reference Guide*. [Online]. Available: <https://docs.scipy.org/doc/scipy-0.14.0/reference/tutorial/optimize.html#unconstrained-minimization-of-multivariate-scalar-functions-minimize>. [Accessed: 06-Jan-2023].
- [12]*JavaFX*. [Online]. Available: <https://openjfx.io/>. [Accessed: 07-Jan-2023].