



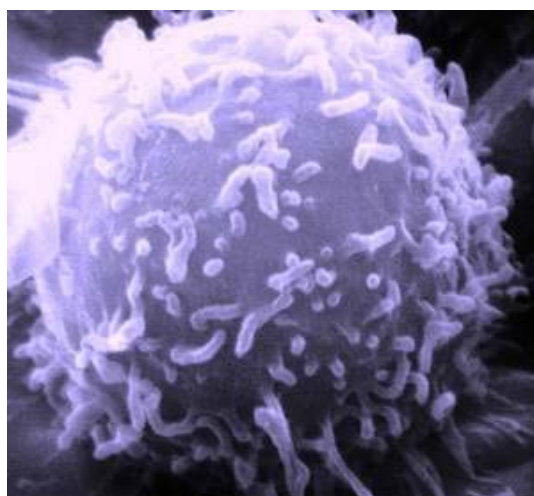
Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Τομέας: Οργάνωση και Διοίκηση

Μεταπτυχιακή Διατριβή

Επίλυση του προβλήματος Πλανόδιου Πωλητή με πολλαπλές
αντικειμενικές συναρτήσεις με χρήση του
Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων
(Clonal Selection Algorithm)



Δελήμπαση Ελένη

Επιβλέπων καθηγητής : Ιωάννης Μαρινάκης

Χανιά 2012

Ευχαριστίες

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαιτέρως τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Ιωάννη Μαρινάκη για την ουσιαστική βοήθεια που μου προσέφερε με την άψογη συνεργασία, τις πολύτιμες συμβουλές και την καθοδήγηση του σε όλη τη διάρκεια εκπόνησης της μεταπτυχιακής μου διατριβής.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

Ευχαριστίες.....	2
Περίληψη.....	5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Βασικές έννοιες και αλγόριθμοι	7
1.1 Πρόβλημα Πλανόδιου Πωλητή.....	7
1.2 Επεκτάσεις του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή.....	10
1.3 Φυσικό Ανοσοποιητικό Σύστημα.....	11
1.3.1 Θεωρία Επιλογής Κλώνων.....	11
1.4 Τεχνητά Ανοσοποιητικά Συστήματα.....	12
1.5 Αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm - CSA)	14
1.6 Ψευδοκώδικας.....	16
1.7 Κυριαρχία Pareto.....	17
1.8 Πρόβλημα Βελτιστοποίησης Πολλαπλών Κριτηρίων.....	19
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	21
2.1 Εισαγωγή.....	21
2.2 Διατύπωση του προβλήματος.....	24
2.2.1 Ορισμός αντικειμενικών συναρτήσεων.....	24
2.2.2 Περιγραφή αλγορίθμου.....	24
2.2.3 Ψευδοκώδικας.....	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	39
3.1 Αποτελέσματα.....	39
3.1.1 Συνδυασμοί αντικειμενικών συναρτήσεων.....	39
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	46
4.1 Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης Γενετικός Αλγόριθμος II (NSGA-II).....	46
4.1.1 Περιγραφή Αλγορίθμου.....	47
4.1.2 Ψευδοκώδικας (για συνδυασμό δύο αντικειμενικών).....	51
4.2 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (PSO).....	53
4.2.1 Περιγραφή Αλγορίθμου.....	54
4.2.2 Ψευδοκώδικας.....	56
4.3 Σύγκριση Αποτελεσμάτων των τριών αλγορίθμων.....	57
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5	69
5.1 Ιοί.....	69
5.1.1 Εισαγωγικά στοιχεία.....	69
5.1.2 Δομή Ιών.....	70
5.1.3 RNA Ιοί.....	70
5.2 Ιός Γρίπης.....	71
5.2.1 Γενικά χαρακτηριστικά της Γρίπης.....	71
5.2.2 Πως προσβάλλει.....	72
5.2.3 Πως μεταδίδεται.....	72

5.2.4 Διαδικασία εισβολής και αντιγραφής του ιού της Γρίπης σε κύτταρο ξενιστή.....	73
5.2.5 Μετάλλαξη και Ανακατάταξη.....	74
5.2.6 Θεραπεία του ιού της Γρίπης.....	75
5.3 Αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.....	77
5.4 Εφαρμογή του Αλγόριθμου στο πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή με μία αντικειμενική συνάρτηση.....	81
5.5 Εφαρμογή του Αλγόριθμου στο πολυαντικειμενικό πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή.....	83
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6	92
6.1 Σύγκριση αποτελεσμάτων των τριών αλγορίθμων.....	92
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7	104
.....	104
Συμπεράσματα.....	104
Βιβλιογραφία.....	106

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η επίλυση του προβλήματος του πλανόδιου πωλητή με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις με τη βοήθεια του αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων ο οποίος ανήκει στην κατηγορία των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων, καθώς και η εύρεση ενός συνόλου βέλτιστων λύσεων για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Στο **Κεφάλαιο 1** γίνεται μια αναφορά σε βασικές έννοιες που θα χρησιμοποιηθούν καθ' όλη τη διάρκεια της εργασίας όπως: το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή, τα τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα, ο αλγόριθμος Επιλογής Κλώνων, η κυριαρχία Pareto και το πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών αντικειμενικών συναρτήσεων.

Στο **Κεφάλαιο 2** γίνεται μια περιγραφή του προβλήματος που μελετήθηκε στη συγκεκριμένη εργασία και παρουσιάζονται οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυσή του προβλήματος όπως η μέθοδος του Πλησιέστερου Γείτονα, η μέθοδος 2-opt, η μέθοδος Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection) και όπου είναι αναγκαίο χρησιμοποιούνται απλά παραδείγματα για την καλύτερη κατανόηση των μεθόδων.

Στο **Κεφάλαιο 3** παρουσιάζονται τα αριθμητικά και διαγραμματικά αποτελέσματα που προέκυψαν για όλους τους συνδυασμούς, δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

Στο **Κεφάλαιο 4** γίνεται περιγραφή των άλλων δύο αλγόριθμων που χρησιμοποιήθηκαν για να γίνει σύγκριση με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι ο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης Γενετικός Αλγόριθμος (NSGA-II) και ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization Algorithm-PSO). Επίσης παρουσιάζεται ένας συγκεντρωτικός πίνακας με τα αποτελέσματα των τριών αλγορίθμων για κάθε συνδυασμό, δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

Στο **Κεφάλαιο 5** παρουσιάζεται ένας νέος αλγόριθμος ο οποίος δημιουργήθηκε από τους Δελήμπαση Ελένη και Ψύχα Ηρακλή-Δημήτριο στον οποίο δόθηκε το όνομα Αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης. Επιπλέον γίνεται περιγραφή του συγκεκριμένου αλγόριθμου καθώς και των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την εφαρμογή του στο πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή με μία αλλά και με πολλές αντικειμενικές συναρτήσεις.

Στο **Κεφάλαιο 6** γίνεται σύγκριση μεταξύ των τριών αλγορίθμων (Ιός Γρίπης, PSO, NSGA-II) και παρατίθενται σε πίνακες τα αποτελέσματα για όλους τους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων καθώς και τα διαγράμματα για τους καλύτερους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων.

Στο **Κεφάλαιο 7** γίνεται αναφορά στα συμπεράσματα που προέκυψαν λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα του αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων και του αλγόριθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Βασικές έννοιες και αλγόριθμοι

Το πρόβλημα που τίθεται προς μελέτη στη συγκεκριμένη εργασία είναι το πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή (traveling salesman problem-TSP) με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις.

1.1 ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΠΛΑΝΟΔΙΟΥ ΠΩΛΗΤΗ

Το πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή (travelling salesman problem-TSP) αφορά την εύρεση της συντομότερης διαδρομής (σε χρόνο, απόσταση ή άλλο κόστος) για ένα όχημα (ή πωλητή) με αφετηρία κάποιο σημείο π.χ ένα κέντρο διανομής και επιστροφή στο ίδιο σημείο αφού επισκεφθεί ένα σταθερό αριθμό πελατών ακριβώς μία φορά τον καθένα. Η αντίληψη που έχουμε γι' αυτή τη διαδρομή είναι ένας κύκλος που διέρχεται από τους κόμβους που αντιστοιχούν στο σημείο αφετηρίας και τους πελάτες ακριβώς μία φορά.

Για τη διαμόρφωση ενός μαθηματικού προτύπου υποθέτουμε συνήθως ότι οι κόμβοι ανήκουν σ' ένα μη διατεταγμένο γράφημα που είναι πλήρες. Έστω ότι $i = 1$ είναι ο κόμβος αφετηρίας και $i = 2, \dots, n$ είναι οι κόμβοι των πελατών. Από την υπόθεση που κάναμε, κάθε μη διατεταγμένο ζεύγος $\{i, j\}$ με $i \neq j$, $i = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, n$, αντιστοιχεί σ' ένα σύνδεσμο ή ακμή του γραφήματος. Σε κάθε τέτοιο σύνδεσμο αντιστοιχίζουμε ένα σταθμό C_{ij} που ισούται με το κόστος (όπως και αν νοείται αυτό) της διαδρομής του σχήματος από το i στο j ή αντίστροφα. Επειδή ένας τέτοιος σύνδεσμος δεν αντιστοιχεί πάντοτε σε κάποιο φυσικό τμήμα δρόμου θα υποθέσουμε ότι τα σταθμά έχουν υπολογισθεί έτσι ώστε ν' αντιστοιχούν στην διαδρομή ελάχιστου κόστους μεταξύ των δύο κόμβων. Επομένως ικανοποιούν τις δύο ακόλουθες συνθήκες :

1. συμμετρία : $C_{ij} = C_{ji}$, $i \neq j$, $i = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, n$

2. τριγωνική ανισότητα : $C_{ij} \leq C_{ik} + C_{kj}$, $i \neq j \neq k$, $i = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, n$, $k = 1, \dots, n$

οι οποίες υπό αυτές τις συνθήκες είναι φυσιολογικές, καθώς η πρώτη συνθήκη δηλώνει ότι το κόστος του απευθείας ταξιδιού μεταξύ i και j δεν εξαρτάται από την κατεύθυνση, ενώ η δεύτερη συνθήκη διατυπώνει ότι ο συντομότερος δρόμος μεταξύ δύο σημείων i και j είναι ο απευθείας.

Οι δυαδικές μεταβλητές ορίζονται ως εξής :

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{εαν το όχημα κάνει χρήση του συνδέσμου } \{i, j\} \\ 0, & \text{αλλιώς } \forall i, \forall j, i \neq j \end{cases}$$

Τότε το πρόβλημα διαμορφώνεται ως εξής :

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij} \cdot X_{ij}, \text{ για } i \neq j \quad (1.1)$$

$$\text{υπό } \sum_{j=1}^n X_{ij} = 2, \quad i = 1, \dots, n \quad (1.2)$$

$$\sum_{i \in C} \sum_{j \in C} X_{ij} \geq 1, \forall C \subset \{1, \dots, n\}, C \neq \emptyset \quad (1.3)$$

$$X_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, \forall j, i \neq j \quad (1.4)$$

Ο περιορισμός (1.2) επιβάλλει στη λύση να έχει δύο συνδέσμους σε κάθε κόμβο, έτσι ώστε το όχημα να εισέλθει κατά μήκος του ενός και να εξέλθει κατά μήκος του άλλου, ενώ ο περιορισμός (1.3) ελέγχει και βεβαιώνει ότι οι κόμβοι εξετάστηκαν χωρίς να γίνουν ενδιάμεσοι κύκλοι δηλαδή επιδιώκει την εξάλειψη κυκλικών διαδρομών (υποκύκλων) που δε διέρχονται από όλους τους κόμβους απαιτώντας από κάθε εν δυνάμει υπόκυκλο, που αντιπροσωπεύεται από ένα κατάλληλο μη κενό υποσύνολο C των κόμβων, να διαθέτει στη λύση τουλάχιστον ένα σύνδεσμο που οδηγεί στο συμπληρωματικό του υποσύνολο $C = \{1, \dots, n\} \setminus C$.

Όταν η φορά του οχήματος, (εάν δηλαδή κινείται από το i στο j ή από το j στο i), παίζει ρόλο, τότε το γράφημα αποτελείται από τόξα που αντιστοιχούν στα διατεταγμένα ζεύγη (i,j) και (j,i) αντίστοιχα και ως τέτοια $(i,j) \neq (j,i)$. Υπό αυτές τις συνθήκες η συνθήκη συμμετρίας δεν ισχύει οπότε $C_{ij} \neq C_{ji}$ τουλάχιστον για κάποια i και j .

Το μαθηματικό πρότυπο σε αυτή την περίπτωση διαμορφώνεται από τις σχέσεις (1.1) ως (1.4), αντικαθιστώντας όμως τον περιορισμό (1.2) με δύο νέους περιορισμούς:

$$\sum_{j=1}^n X_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (1.5)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, n \quad (1.6)$$

Ο πρώτος περιορισμός (1.5) σημαίνει ότι το όχημα εξέρχεται από τον κόμβο i χρησιμοποιώντας ένα ακριβώς τόξο προς κάποιον άλλο κόμβο j . Ο δεύτερος περιορισμός δηλώνει ότι το όχημα εισέρχεται στον κόμβο j χρησιμοποιώντας ένα ακριβώς τόξο από κάποιον άλλο κόμβο i .

Και τα δύο πρότυπα έχουν ένα μειονέκτημα : ο αριθμός των περιορισμών (3) αυξάνει ραγδαία με τον αριθμό των κόμβων. Υπάρχει η δυνατότητα διατύπωσης προτύπου με περιορισμένο αριθμό περιορισμών. Γι' αυτό το λόγο θα θεωρήσουμε ότι στην αφετηρία παράγεται μία μονάδα κάποιου αγαθού για κάθε πελάτη και ότι τα αγαθά αυτά δεν αναμειγνύονται. Επιπλέον θα δημιουργήσουμε έναν ακόμη πελάτη $n_0 = n+1$ δημιουργώντας ένα αντίγραφο της αφετηρίας (μαζί με τα τόξα που ανήκουν). Έτσι για κάθε τόξο (i,j) ορίζουμε τις μεταβλητές y_{ij}^k που αναφέρει την ποσότητα (από την μία μονάδα) που διακινείται στο τόξο με προορισμό τον πελάτη k , $k = 2, \dots, n_0$.

Το πρότυπο τότε διατυπώνεται με τον ακόλουθο τρόπο :

$$\min \sum_{i=1}^{no} \sum_{j=1}^{no} C_{ij} \cdot X_{ij} \quad \text{για } i \neq j \quad (1.7)$$

$$\text{υπό } \sum_{j=1}^{no} X_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (1.8)$$

$$\sum_{i=1}^{no} X_{ij} = 2, \quad j = 2, \dots, no \quad (1.9)$$

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{no} y_{ij}^k - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{no} y_{ji}^k = \begin{cases} 1, \text{ εάν } i = 1 \\ -1, \text{ εάν } i = k, \forall i, \forall k \\ 0, \text{ αλλιώς} \end{cases} \quad (1.10)$$

$$y_{ij}^k \leq x_{ij}, \quad \forall i, \forall j, i \neq j, \forall k \quad (1.11)$$

$$y_{ij}^k \geq 0, \quad \forall i, \forall j, i \neq j, \forall k \quad (1.12)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, \forall j, i \neq j \quad (1.13)$$

Η αντικειμενική συνάρτηση (1.7) και οι περιορισμοί (1.8)-(1.9) και (1.13) παραμένουν στην ουσία οι ίδιοι με πριν, ενώ οι περιορισμοί (3) έχουν αντικατασταθεί από τους (1.10), (1.11) και (1.12) που ο αριθμός τους είναι $O(n^3)$ συγκριτικά με τον αριθμό $O(2^n)$ των προηγούμενων προτύπων. Αυτό το επιτύχαμε εισάγοντας $O(n^3)$ νέες μεταβλητές. Οι περιορισμοί (1.10) είναι οι γνωστές εξισώσεις ισορροπίας της ροής και εγγυώνται ότι η μία μονάδα από το σημείο αφετηρίας με προορισμό τον πελάτη k φτάνει στον προορισμό της χωρίς να απορροφηθεί από ενδιάμεσους κόμβους i . Οι περιορισμοί αυτοί διατυπώνονται για κάθε κόμβο i και κάθε πελάτη k στην μορφή **εκροή από τον κόμβο i – εισροή στον κόμβο i** . Τέλος οι περιορισμοί (1.11) εγγυώνται ότι το αγαθό με προορισμό τον πελάτη k κινείται μόνο σε τόξα για τα οποία $x_{ij}=1$, τόξα που έχουν επιλεγεί για την βέλτιστη λύση.

Στο πρότυπο αυτό κάθε εφικτή λύση έχει αναγκαστικά, όπως το επιβάλλουν οι περιορισμοί (1.8) και (1.9), ένα τόξο εισόδου και ένα τόξο εξόδου για καθένα από τους κόμβους με εξαίρεση τον κόμβο αφετηρίας 1 όπου ζητούμε μόνο ένα τόξο εξόδου και το αντίγραφό του n_0 όπου απαιτούμε μόνο ένα τόξο εισόδου. Οι περιορισμοί ροών απαιτούν την επιλογή αυτών των τόξων με τέτοιο τρόπο ώστε να υπάρχει δυνατότητα για κάθε αγαθό να αφιχθεί στον προορισμό του. Άρα πρέπει η εφικτή λύση να προδιαγράφει μία πλήρη διαδρομή από την αφετηρία σε κάθε πελάτη συμπεριλαμβανομένου και του n_0 . Για την ικανοποίηση αυτής της απαίτησης αρκούν n_0-1 τόξα για την δημιουργία μιας διαδρομής που από την αφετηρία εξυπηρετεί όλους τους n_0-1 πελάτες.

Η ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης, υπό την προϋπόθεση όλα τα c_{ij} να είναι θετικά, δεν πρόκειται να επιτρέψει την χρήση περισσότερων τόξων. Άρα η βέλτιστη λύση θα αποτελείται από n τόξα τα οποία, εάν συμπτύξουμε την αφετηρία και το αντίγραφό της, θα μας δώσουν τον ζητούμενο κύκλο του Πλανόδιου Πωλητή [1].

1.2 ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΠΛΑΝΟΔΙΟΥ ΠΩΛΗΤΗ

Εκτός από το πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή που αναλύθηκε προηγουμένως υπάρχουν και κάποιες προεκτάσεις του συγκεκριμένου προβλήματος οι οποίες θα αναφερθούν ονομαστικά παρακάτω.

- Το χρονικώς εξαρτώμενο πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (Time dependent TSP).
- Το εκτεταμένου χρονικού ορίζοντα πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (Period TSP).
- Μετακινούμενου στόχου πρόβλημα πλανόδιου πωλητή (Moving Target TSP).
- Το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή με τη χρήση χρονικών περιθωρίων (TSP with time windows).
- Το πρόβλημα επικάλυψης χώρου από τον πωλητή (Covering Salesman or επισκεφτεί Problem).
- Το πρόβλημα της ταξινομημένης ομαδοποίησης του πλανόδιου πωλητή (Ordered Cluster TSP).
- Το μαύρο και λευκό πρόβλημα του περιπλανώμενου πωλητή (The Black and White TSP).
- Το περιορισμένων πόρων πρόβλημα πλανόδιου πωλητή (Resource constrained TSP).

- Το επιλεκτικό πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (The selective TSP).
- Το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή μεγίστου κόστους (The Maximum TSP).
- Το πολλαπλό πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (The Multiple Travelling Salesman Problem (mTSP)).
- Το πιθανοτικό ή στοχαστικό πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή (The Stochastic or Probabilistic-TSP).
- Το πρόβλημα του πλανόδιου πωλητή με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις (The Multiobjective Travelling Salesman Problem). [1]

1.3 ΦΥΣΙΚΟ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

Το ανθρώπινο ανοσοποιητικό σύστημα είναι ένα πολύπλοκο σύστημα αποτελούμενο από ένα περίπλοκο δίκτυο από εξειδικευμένους ιστούς, όργανα, κύτταρα και χημικά μόρια. Το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα αναγνωρίζει, καταστρέφει και θυμάται ένα σχεδόν απεριόριστο αριθμό ξένων σωματιδίων και επίσης, προστατεύει τον ανθρώπινο οργανισμό από κύτταρα που δεν λειτουργούν φυσιολογικά στον οργανισμό καθώς έχει την ικανότητα να διακρίνει τα ξένα (nonself ή antigen) από τα μη ξένα κύτταρα (self). Σε ερευνητικό επίπεδο σχετικά με το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα έχουν παρουσιασθεί τέσσερα μοντέλα του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος:

- Κλασσική θεώρηση του ανοσοποιητικού συστήματος (classical view of the immune system)
- Θεωρία επιλογής κλώνων (Clonal Selection Theory)
- Θεωρία κινδύνου (Danger Theory)
- Θεωρία δικτύου (Network Theory)

1.3.1 Θεωρία Επιλογής Κλώνων

Η διαδικασία κλωνοποίησης είναι πιο πολύ γνωστή ως επιλογή κλώνων (clonal selection) η οποία είναι ο πολλαπλασιασμός των λεμφοκυττάρων που αναγνωρίζουν τα αντιγόνα. Η μάθηση στο ανοσοποιητικό σύστημα βασίζεται στην αύξηση του πληθυσμού αυτών των λεμφοκυττάρων τα οποία αναγνωρίζουν συχνά τα αντιγόνα. Η μάθηση στο ανοσοποιητικό σύστημα γίνεται με μία διαδικασία η οποία είναι γνωστή ως ωρίμανση της συγγένειας. Η ωρίμανση της συγγένειας (affinity maturation) μπορεί να χωριστεί σε δύο μικρότερες διαδικασίες, τη

διαδικασία κλωνοποίησης (cloning process) και τη διαδικασία σωματικής υπερμετάλλαξης (somatic hypermutation process).

Η αλληλεπίδραση ενός λεμφοκυττάρου με ένα αντιγόνο οδηγεί στην ενεργοποίηση του αντιγόνου και το λεμφοκύτταρο πάνω στο κύτταρο πολλαπλασιάζεται και γίνεται ένας κλώνος. Όταν ένα αντιγόνο παρακινήσει ένα λεμφοκύτταρο, το λεμφοκύτταρο όχι μόνο εκκρίνει αντισώματα που συνδέονται με το αντιγόνο αλλά επίσης παράγει μεταλλαγμένους κλώνους του εαυτού του σε μία προσπάθεια να έχει μία μεγαλύτερη σχέση δεσίματος με το εντοπισμένο αντιγόνο. Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή ως σωματική υπερμετάλλαξη. Έτσι, μέσω της επαναλαμβανόμενης έκθεσης στο αντιγόνο, το ανοσοποιητικό σύστημα μαθαίνει και προσαρμόζεται στη μορφή του αντιγόνου που συναντά πιο συχνά και προχωράει από τη δημιουργία ενός τυχαίου υποδοχέα σε ένα σχήμα που αντιπροσωπεύει τα αντιγόνα με πιο ακριβή τρόπο.

Καθώς τα αντιγόνα καθορίζουν ή επιλέγουν τα λεμφοκύτταρα που χρειάζεται να κλωνοποιηθούν, η διαδικασία ονομάζεται επιλογή κλώνων (clonal selection). Οι πιο ικανοί κλώνοι (fittest clones) είναι αυτοί που παράγουν αντισώματα που συνδέονται βέλτιστα με το αντιγόνο (με μεγαλύτερη συγγένεια (affinity)). Καθώς ο συνολικός αριθμός των λεμφοκυττάρων στο ανοσοποιητικό σύστημα ρυθμίζεται, η αύξηση στο μέγεθος κάποιων κλώνων μειώνει το μέγεθος άλλων κλώνων. Αυτό οδηγεί το ανοσοποιητικό σύστημα να ξεχνάει τα αντιγόνα που έμαθε προηγούμενα. Όταν ένα γνωστό αντιγόνο εντοπίζεται, το ανοσοποιητικό σύστημα αντιδρά με μεγαλύτερα μεγέθη κλώνων. Αυτή η αντίδραση αναφέρεται ως δευτερεύουσα αντίδραση του ανοσοποιητικού συστήματος. Η μάθηση επίσης στηρίζεται στην μείωση του μεγέθους του πληθυσμού εκείνων των λεμφοκυττάρων που σπανίως ή ποτέ δεν ενεργοποιούν αντιγόνα. Αυτά τα λεμφοκύτταρα απομακρύνονται από το ανοσοποιητικό σύστημα [2].

1.4 ΤΕΧΝΗΤΑ ΑΝΟΣΟΠΟΙΗΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Τα **Τεχνητά Ανοσοποιητικά Συστήματα** (Artificial Immune Systems (AIS)) εμπνέονται από τη λειτουργία του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος (Natural Immune System). Εξάγουν ιδέες και μεταφορές από τη λειτουργία του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος με σκοπό να τις χρησιμοποιήσουν για την κατασκευή υπολογιστικών μοντέλων για να λύσουν πραγματικά προβλήματα. Το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα έχει ένα μεγάλο αριθμό από ικανότητες, συμπεριλαμβανομένων της ικανότητας να διαχωρίζει τα ξένα από τα δικά του κύτταρα, της ικανότητας να αναγνωρίζει και να καταστρέφει ένα μεγάλο αριθμό παθογόνων, της ικανότητας να διατηρεί στη μνήμη του τους προηγούμενους εισβολείς και της ικανότητας να προστατεύει τον οργανισμό από την κακή συμπεριφορά των κυττάρων του στο σώμα [2].

Οι ιδιότητες του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος τις οποίες εκμεταλλεύεται το τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα είναι [2]:

- Ⓢ Το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα χρειάζεται να γνωρίζει μόνο τα φυσιολογικά κύτταρα
- Ⓢ Το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα μπορεί να ξεχωρίσει τα φυσιολογικά από τα ξένα κύτταρα
- Ⓢ Ένα ξένο κύτταρο μπορεί να χαρακτηριστεί ως επιβλαβές ή μη επιβλαβές
- Ⓢ Τα λεμφοκύτταρα κλωνοποιούνται και μεταλλάσσονται προκειμένου να προσαρμοστούν με τα ξένα κύτταρα που αντιμετωπίζει ο οργανισμός
- Ⓢ Το φυσικό ανοσοποιητικό σύστημα έχει γρήγορη αντίδραση σε αντιγόνα που ο οργανισμός έχει ήδη αντιμετωπίσει, η οποία οφείλεται στα κύτταρα μνήμης

Λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά και τα μοντέλα του φυσικού ανοσοποιητικού συστήματος, έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων. Τα μοντέλα των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων είναι τα ακόλουθα:

- Τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα που βασίζονται στη *κλασική θεώρηση του ανοσοποιητικού συστήματος* είναι :
 - Αλγόριθμος Αρνητικής Επιλογής (Negative Selection Algorithm)
 - Εξελικτικές Προσεγγίσεις (Evolutionary Approaches)
- Τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα που βασίζονται στη *θεωρία επιλογής κλώνων* είναι:
 - Αλγόριθμος CLONALG
 - Δυναμική Επιλογή Κλώνων (Dynamic Clonal Selection)
 - Πολυεπίπεδα Τεχνητά Ανοσοποιητικά Συστήματα (MultiLayered Artificial Immune Systems)
- Τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα που βασίζονται στη *θεωρία δικτύου* είναι:
 - Τεχνητό Ανοσοποιητικό Δίκτυο - AIN (Artificial Immune Network-AINE)
 - Αυτο-σταθεροποιούμενα Τεχνητά Ανοσοποιητικά Συστήματα (Self Stabilizing Artificial Immune Systems-SSAIS)
 - Επαυξημένο Δίκτυο Τεχνητού Ανοσοποιητικού Συστήματος (Enhanced Artificial Immune Network-Enhanced AINE)
 - Τεχνητά Ανοσοποιητικά Συστήματα με Δυναμικά Σταθμισμένα Β-κύτταρα (Dynamic Weighted B-Cell)
 - Artificial Immune Systems-DWB-Cells AIS)

- Προσαρμοσμένο Δίκτυο Τεχνητού Ανοσοποιητικού Συστήματος (Adapted Artificial Immune Network)
- Τεχνητό Ανοσοποιητικό Δίκτυο aiNet model

➤ Τεχνητά ανοσοποιητικά συστήματα που βασίζονται στη θεωρία κινδύνου

1.5 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΚΛΩΝΩΝ (Clonal Selection Algorithm - CSA)

Ο σημαντικότερος αλγόριθμος της θεωρίας των τεχνητών ανοσοποιητικών συστημάτων που είναι πιο κατάλληλος από τους άλλους για προβλήματα βελτιστοποίησης είναι ο αλγόριθμος επιλογής κλώνων [2].

Η αντιστοίχιση της ορολογίας των φυσικών ανοσοποιητικών συστημάτων με ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι η ακόλουθη:

- ◆ Το αντίσωμα (Antibody) αντιστοιχεί στη λύση του προβλήματος (solution).
- ◆ Η συγγένεια (Affinity) αντιστοιχεί στην αντικειμενική συνάρτηση του προβλήματος (Objective function).
- ◆ Το αντιγόνο (Antigen) αντιστοιχεί στο ίδιο το πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί (Optimization problem).
- ◆ Η κλωνοποίηση (Cloning) αντιστοιχεί στη διαδικασία αναπαραγωγής των λύσεων (Reproduction of solutions).
- ◆ Η σωματική μετάλλαξη ή υπερμετάλλαξη (Somatic mutation (hypermutation)) αντιστοιχεί στη διαδικασία της πολλαπλής μετάλλαξης μίας λύσης (Multiple mutation of a solution).
- ◆ Η διαδικασία ωρίμανσης της συγγένειας (Affinity maturation) αντιστοιχεί στη διαδικασία επιλογής των βέλτιστων λύσεων (selection of best solutions).
- ◆ Η διαδικασία διόρθωσης των υποδοχέων (Receptor editing) αντιστοιχεί στη διαδικασία διαφοροποίησης των λύσεων, δηλαδή στη διαδικασία διασποράς των λύσεων σε όλο το χώρο λύσεων του προβλήματος (Diversification).

Στη συνέχεια θα ακολουθήσει μια αναλυτική παρουσίαση του αλγόριθμου.

Αρχικά, επιλέγεται ο πληθυσμός (P) των αντισωμάτων. Κάθε αντίσωμα αντιστοιχεί και σε μία λύση του προβλήματος. Έστω ότι με N συμβολίζουμε το συνολικό αριθμό των μεταβλητών και με n τις διαστάσεις του προβλήματος. Άρα το κάθε αντίσωμα

δίνεται από το $x_{ij}, i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, n$ (όπου N είναι το μέγεθος του πληθυσμού, n είναι ο αριθμός των διαστάσεων), και η απόδοσή του εκτιμάται από μια προκαθορισμένη συνάρτηση ποιότητας (fitness function- $f(x_{ij})$). Ανάλογα με το πρόβλημα που έχουμε να επιλύσουμε τα αντισώματα παίρνουν και αντίστοιχες αρχικές τιμές. Δηλαδή, αν έχουμε ένα πρόβλημα με συνεχείς τιμές στο διάστημα $(0,1)$ τότε οι αρχικές τιμές των λύσεων είναι τυχαίες τιμές σε αυτό το διάστημα. Αν έχουμε ένα πρόβλημα για παράδειγμα επιλογής χαρακτηριστικών όπου το 1 συμβολίζει ότι το χαρακτηριστικό έχει επιλεγεί και το 0 ότι δεν έχει επιλεγεί τότε τα αντισώματα παίρνουν ακέραιες τιμές 0 ή 1. Ενώ αν έχουμε ένα πρόβλημα δρομολόγησης όπου μία λύση αναπαρίσταται με μία διαδρομή τότε η κάθε μία λύση αναπαρίσταται με τη διαδρομή που αντιστοιχεί στη λύση.

Στη συνέχεια υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης του κάθε αντισώματος. Από τον αρχικό πληθυσμό των P λύσεων επιλέγονται οι F καλύτερες λύσεις. Τα επιλεγμένα αντισώματα κλωνοποιούνται και μεταλλάσσονται με στόχο να δημιουργηθεί ο νέος πληθυσμός των αντισωμάτων. Τα F αντισώματα δημιουργούν F_c κλώνους ανάλογα με τη τιμή της αντικειμενικής τους συνάρτησης (συγγένεια (affinity)). Έτσι το ισχυρότερο αντίσωμα παράγει μεγαλύτερο αριθμό από κλώνους. Ο αριθμός των κλωνοποιημένων αντισωμάτων δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$F_c = \sum_{i=1}^F \text{round} \frac{\beta N}{i} \quad (1.14)$$

όπου το β είναι μία παράμετρος πολλαπλασιασμού. Για παράδειγμα αν το $N = 100$ και το $\beta = 1$, το ισχυρότερο αντίσωμα ($i = 1$) παράγει 100 κλώνους το δεύτερο ισχυρότερο 50 κτλ. Στη συνέχεια εφαρμόζεται ένας τελεστής υπερμετάλλαξης (hypermutation). Με τον όρο υπερμετάλλαξη εννοούμε ότι αντίθετα με τους γενετικούς αλγόριθμους όπου η μετάλλαξη εφαρμόζεται σε ένα μικρό ποσοστό των ψηφίων που αποτελούν τη λύση του κάθε ατόμου του πληθυσμού στην υπερμετάλλαξη ένα πολύ μεγάλο ποσοστό των ψηφίων, σε ορισμένες περιπτώσεις και πάνω από 80%, μεταλλάσσονται. Σε αυτό τον τελεστή μετάλλαξης, τα ψηφία που θα μεταλλαχθούν επιλέγονται τυχαία. Αρχικά, επιλέγεται ένας αριθμός που καθορίζει τον τελεστή μετάλλαξης (Cr). Αυτός ο αριθμός ελέγχει την αναλογία των ψηφίων που θα μεταλλαχθούν. Η τιμή του Cr συγκρίνεται με την τιμή μίας γεννήτριας τυχαίων αριθμών $\text{rand}_i(0, 1)$. Εάν η τιμή της γεννήτριας τυχαίων αριθμών είναι μικρότερη ή ίση με το Cr τότε το αντίστοιχο ψηφίο θα μεταλλαχθεί, αλλιώς το ψηφίο θα είναι το ίδιο με το ψηφίο στο αρχικό αντίσωμα. Έτσι, η επιλογή του Cr είναι πολύ σημαντική γιατί αν η τιμή είναι πολύ κοντά ή ίση με το 1, τότε τα περισσότερα από τα ψηφία του κάθε κλώνου μεταλλάσσονται αλλά αν η τιμή είναι κοντά στο 0 τότε σχεδόν κανένα ψηφίο δεν μεταλλάσσεται. Στον κλασικό αλγόριθμο επιλογής κλώνων ο ρυθμός υπερμετάλλαξης είναι αντιστρόφως ανάλογος με την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης (συγγένεια με αντιγόνα (antigenic affinity)). Όσο υψηλότερη είναι η συγγένεια τόσο μικρότερος είναι ο ρυθμός μετάλλαξης. Σε μία παραλλαγή του βασικού αλγορίθμου επιπλέον από την προηγούμενη διαδικασία έχει προστεθεί ότι οι κλώνοι που προέρχονται από το ίδιο αντίσωμα έχουν διαφορετικούς ρυθμούς υπερμετάλλαξης. Αυτή η διαδικασία

χρησιμοποιείται με στόχο να υπάρχει όσο το δυνατό μεγαλύτερη διασπορά των λύσεων μέσα στον πληθυσμό των κλώνων.

Τέλος, συνήθως εφαρμόζεται και ένα βήμα διόρθωσης των υποδοχέων (receptor editing). Το βήμα αυτό χρησιμοποιείται ως βήμα αύξησης των ικανοτήτων αναζήτησης στο χώρο λύσεων του αλγορίθμου. Έτσι, αν μία λύση παγιδευτεί σε τοπικό ελάχιστο με τη φάση διόρθωσης των υποδοχέων των λύσεων έχει τη δυνατότητα να ξεφύγει από το τοπικό ελάχιστο. Συνήθως όταν αυτός ο τελεστής καλείται, τότε για τη συγκεκριμένη λύση η αναζήτηση συνεχίζεται από ένα τελείως διαφορετικό και ανεξερεύνητο σημείο του χώρου λύσεων. Για παράδειγμα αν το πρόβλημα είναι της μορφής 0 ή 1 τότε όλα τα ψηφία της λύσης αντιστρέφονται. Συνήθως οι φάσεις υπερμετάλλαξης και διόρθωσης των υποδοχέων εφαρμόζονται διαδοχικά. Υπάρχουν όμως και περιπτώσεις όπου εφαρμόζονται είτε η μία είτε η άλλη. Ο λόγος που γίνεται αυτό είναι για να αυξηθεί το πλήθος των διαφορετικών λύσεων μέσα στον πληθυσμό των κλώνων.

Για να βρεθεί σε ποιο κλώνο θα εφαρμοστεί ο τελεστής υπερμετάλλαξης ή ο τελεστής διόρθωσης των υποδοχέων χρησιμοποιείται ένας αριθμός που καθορίζει τον τελεστή ωρίμανσης (maturate operator) (Mr). Η τιμή του Mr συγκρίνεται με την τιμή μίας γεννήτριας τυχαίων αριθμών $rand_i(0, 1)$. Εάν η τιμή της γεννήτριας τυχαίων αριθμών είναι μικρότερη ή ίση με το Mr τότε στον αντίστοιχο κλώνο θα εφαρμοστεί ο τελεστής υπερμετάλλαξης, αλλιώς θα εφαρμοστεί ο τελεστής διόρθωσης των υποδοχέων.

Στη συνέχεια υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης του πληθυσμού των κλώνων και επιλέγονται τα καλύτερα από αυτά (S) για να αντικαταστήσουν κάποια μέλη από τον αρχικό πληθυσμό (P). Τέλος, δημιουργείται ένας αριθμός από τυχαία αντισώματα (τυχαίες λύσεις) (R) που χρησιμοποιούνται για να αντικαταστήσουν ένα ποσοστό από τα χειρότερα αντισώματα του αρχικού πληθυσμού (P).

Στην επόμενη επανάληψη επιβιώνουν μόνο τα αντισώματα που ανήκουν στον πληθυσμό P και όλα τα υπόλοιπα (κλώνοι ή αντισώματα F , F_c , S και R) διαγράφονται από τον πληθυσμό. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένας ψευδοκώδικας του αλγορίθμου [2].

1.6 ΨΕΥΔΟΚΩΔΙΚΑΣ

Παρακάτω αναλύεται ο ψευδοκώδικας της μεθόδου Επιλογής Κλώνων.

Αλγόριθμος Επιλογή Κλώνων

Καθορισμός των παραμέτρων του αλγορίθμου

Καθορισμός του μέγιστου αριθμού των επαναλήψεων

Καθορισμός του μέγιστου αριθμού των αντισωμάτων (P)

Καθορισμός των αριθμών R και S

Καθορισμός των αριθμών Cr , Mr και β

Αρχικοποίηση

Δημιουργία του αρχικού πληθυσμού (P) αντισωμάτων

Υπολογισμός της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε αντίσωμα

Ταξινόμηση των αντισωμάτων βάσει της τιμής της αντικειμενικής τους συνάρτησης

Κύρια Φάση

do while ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων δεν έχει επιτευχθεί

Επιλογή F λύσεων από το P

Για κάθε μέλος του F , δημιουργήσε ένα σύνολο από κλώνους F_c

for κάθε κλώνο **do**

if $\text{rand}(0, 1) \leq Mr$ **then**

Κάλεσε τον τελεστή υπερμετάλλαξης

else

Κάλεσε τον τελεστή διόρθωσης των υποδοχέων

endif

endfor

Υπολογισμός της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε κλώνο

Ταξινόμηση των κλώνων βάσει της τιμής της αντικειμενικής τους συνάρτησης
Επιλογή S λύσεων από το F_c

Δημιουργία ενός τυχαίου συνόλου από λύσεις R

Υπολογισμός της τιμής της αντικειμενικής συνάρτησης για κάθε τυχαία λύση

Αντικατάσταση των χειρότερων μελών του P από καλύτερες λύσεις από τα σύνολα S και R

Επιβίωση του συνόλου P για την επόμενη επανάληψη

Διαγραφή όλων των άλλων υποσυνόλων (F , F_c , S και R) από τον πληθυσμό

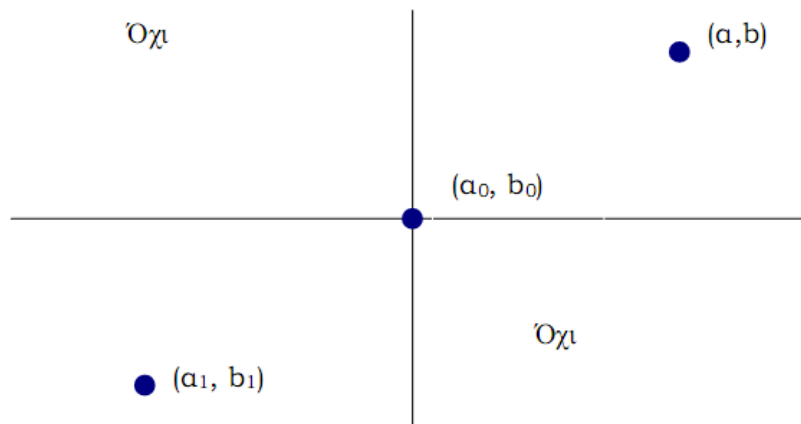
enddo

Επιστροφή του καλύτερου αντισώματος (καλύτερη λύση)

1.7 ΚΥΡΙΑΡΧΙΑ PARETO

Έστω ότι έχουμε ένα διπλό πίνακα $[A, B]$, τα στοιχεία του οποίου είναι τα ζεύγη (a_{ij}, b_{ij}) . Έστω ότι (a, b) , (a_0, b_0) και (a_1, b_1) είναι κάποια τυχαία στοιχεία του πίνακα $[A, B]$. Αν αυτά αντιπροσωπεύουν τα ζεύγη αμοιβών δύο παικτών ενός παιχνιδιού και $a \geq a_0$ και $b \geq b_0$ (τουλάχιστον μία από τις ανισότητες ισχύει αυστηρά), λέμε ότι το ζεύγος (a, b) <<κυριαρχεί>> επί του ζεύγους (a_0, b_0) . Όμοια αν τα στοιχεία του πίνακα είναι ζεύγη απωλειών και οι παραπάνω ανισότητες ισχύουν, τότε λέμε ότι το ζεύγος (a_0, b_0) κυριαρχεί επί του ζεύγους (a, b) .

Έχουμε ένα παίγνιο που μπορεί να παρασταθεί γραφικά ως εξής :

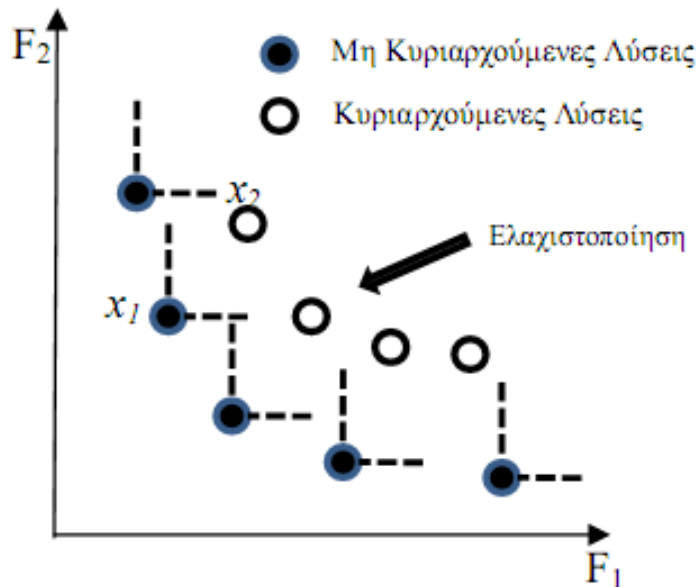


Διάγραμμα 1. Αναπαράσταση παιγνίου

Αν τα ζεύγη (a, b) , (a_0, b_0) και (a_1, b_1) αντιστοιχούν σε αμοιβές τότε λέμε ότι το ζεύγος (a, b) κυριαρχεί επί του ζεύγους (a_0, b_0) , το οποίο στη συνέχεια κυριαρχεί επί του ζεύγους (a_1, b_1) . Αντίστροφα όμως αν τα ζεύγη (a, b) , (a_0, b_0) και (a_1, b_1) αντιστοιχούν σε απώλειες για τους παίκτες λέμε ότι το ζεύγος (a_1, b_1) κυριαρχεί επί του ζεύγους (a_0, b_0) , το οποίο στη συνέχεια κυριαρχεί επί του ζεύγους (a, b) . Στα τεταρτημόρια με το ΟΧΙ αντιστοιχούν τα σημεία που δεν μπορούν να συγκριθούν μεταξύ τους για να δούμε ποιο κυριαρχεί έναντι ποιου.

Αν για τα δύο σημεία (a_0, b_0) και (a_1, b_1) οι διαφορές $a_0 - a_1$ και $b_0 - b_1$ έχουν διαφορετικό πρόσημο, δηλαδή $(a_0 - a_1)(b_0 - b_1) < 0$ τότε κανένα ζεύγος δεν κυριαρχεί επί του άλλου. Όταν έχουμε σαν δεδομένο το σημείο (a_0, b_0) και θέλουμε να το μεγιστοποιήσουμε, κυριαρχείται από τα σημεία που βρίσκονται βορειοανατολικά του ενώ όταν θέλουμε να το ελαχιστοποιήσουμε τα σημεία που το κυριαρχούν βρίσκονται νοτιοδυτικά του.

Τα ζεύγη αμοιβής ενός πίνακα $[A, B]$ τα οποία δεν κυριαρχούνται από κανένα άλλο ζεύγος αμοιβής ονομάζονται **Pareto μέγιστα**. Τα ζεύγη απώλειας ενός πίνακα $[A, B]$ τα οποία δεν κυριαρχούνται από κανένα άλλο ζεύγος απώλειας ονομάζονται **Pareto ελάχιστα**. Τα Pareto μέγιστα και τα Pareto ελάχιστα ονομάζονται και **Pareto βέλτιστα ή Pareto αποτελεσματικά σημεία** [4].



Διάγραμμα 2. Απεικόνιση του μετώπου Pareto για την περίπτωση δύο στόχων.

1.8 ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΚΡΙΤΗΡΙΩΝ (MULTIOBJECTIVE OPTIMIZATION PROBLEMS)

Η έρευνα πάνω στο αντικείμενο της βελτιστοποίησης με πολλές αντικειμενικές συναρτήσεις ξεκίνησε στα τέλη του προηγούμενου αιώνα από τον Ιταλό οικονομολόγο V.Pareto (1848-1923), ο οποίος παρουσίασε το πρόβλημα των αντικρουόμενων κριτηρίων σε οικονομικά προβλήματα.

Στην επιστήμη των μηχανικών η βελτιστοποίηση πολλών αντικειμενικών συναρτήσεων (multiobjective optimization) αποτελεί ένα πρόβλημα σχεδιασμού ενός μοντέλου το οποίο χαρακτηρίζεται από περισσότερα από ένα κριτήρια ή συναρτήσεις. Το πρόβλημα που προκύπτει είναι η εύρεση εκείνου του μοντέλου που ικανοποιεί όλες τις αντικρουόμενες συναρτήσεις αν εκείνες δεν έχουν κάποιο κοινό χαρακτηριστικό. Σκοπός είναι η επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης που υπόκειται σε συγκεκριμένες συναρτήσεις και περιορισμούς. Αυτό αποτελεί το πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών κριτηρίων.

Ακολουθεί η μοντελοποίηση του συγκεκριμένου προβλήματος :

$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]$$

υπό

$$g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m$$

$$h_j(x) = 0, j = 1, \dots, p$$

Το $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ είναι το διάνυσμα των μεταβλητών απόφασης, $f_i, i = 1, \dots, k$ οι αντικειμενικές συναρτήσεις, $g_i, i = 1, \dots, m$ και $h_j, j = 1, \dots, p$ αποτελούν τους περιορισμούς του προβλήματος.

Η εύρεση των κατάλληλων παραμέτρων σχεδίασης οι οποίες βελτιστοποιούν τις συναρτήσεις ταυτόχρονα αποτελεί ιδανική λύση στο πρόβλημα βελτιστοποίησης πολλαπλών κριτηρίων. Έτσι η λύση επιλέγεται από ένα σύνολο τιμών που ονομάζεται βέλτιστο σύνολο κατά Pareto [8].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

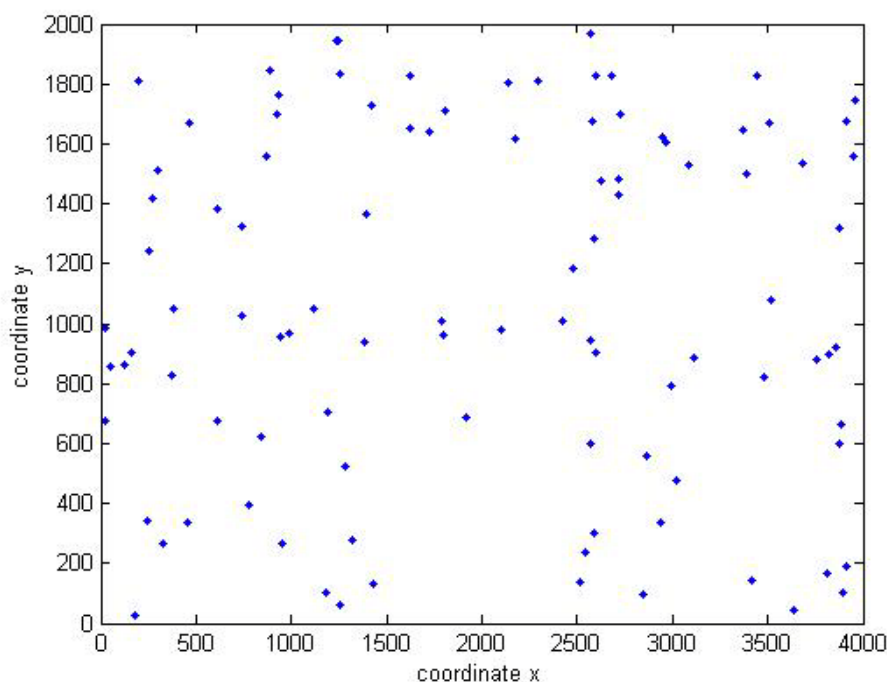
Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο ακολουθεί αναλυτική περιγραφή του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με χρήση πολλαπλών αντικειμενικών συναρτήσεων μέσω της περιγραφής του αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων.

Σκοπός της περιγραφής αυτής είναι η παρουσίαση της βέλτιστης λύσης που προέκυψε μετά την εφαρμογή του αλγορίθμου έτσι ώστε να βελτιστοποιούνται ταυτόχρονα όλες οι αντικειμενικές συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται.

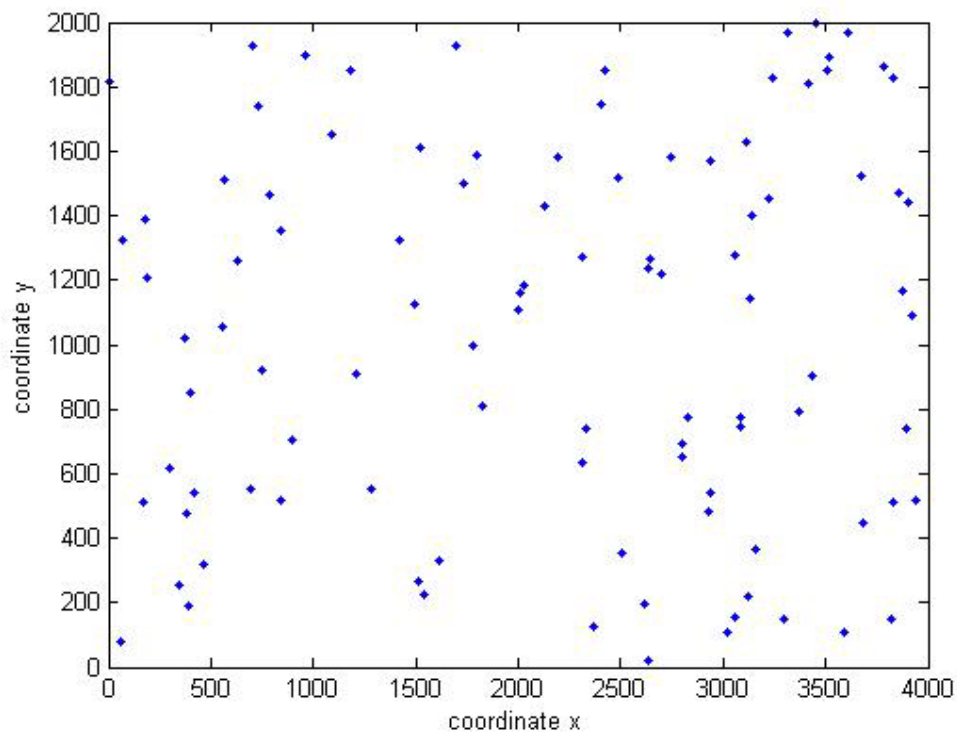
Για διευκόλυνση όσον αφορά την κατανόηση της μεθόδου παρατίθενται όπου είναι αναγκαίο τα απαραίτητα διαγράμματα και αντίστοιχα μικρότερα ενδεικτικά παραδείγματα.

Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιήσαμε 5 διαφορετικές παραλλαγές όσον αφορά την αναπαράσταση της θέσης των πόλεων (κόμβοι). Οι παραλλαγές αυτές ονομάστηκαν kroA100, kroB100, kroC100, kroD100, kroE100. Καθένα από αυτά τα παραδείγματα δόθηκε με τη μορφή ενός αρχείου κειμένου (.txt) μέσα στο οποίο υπήρχαν οι συντεταγμένες x και y για 100 κόμβους.

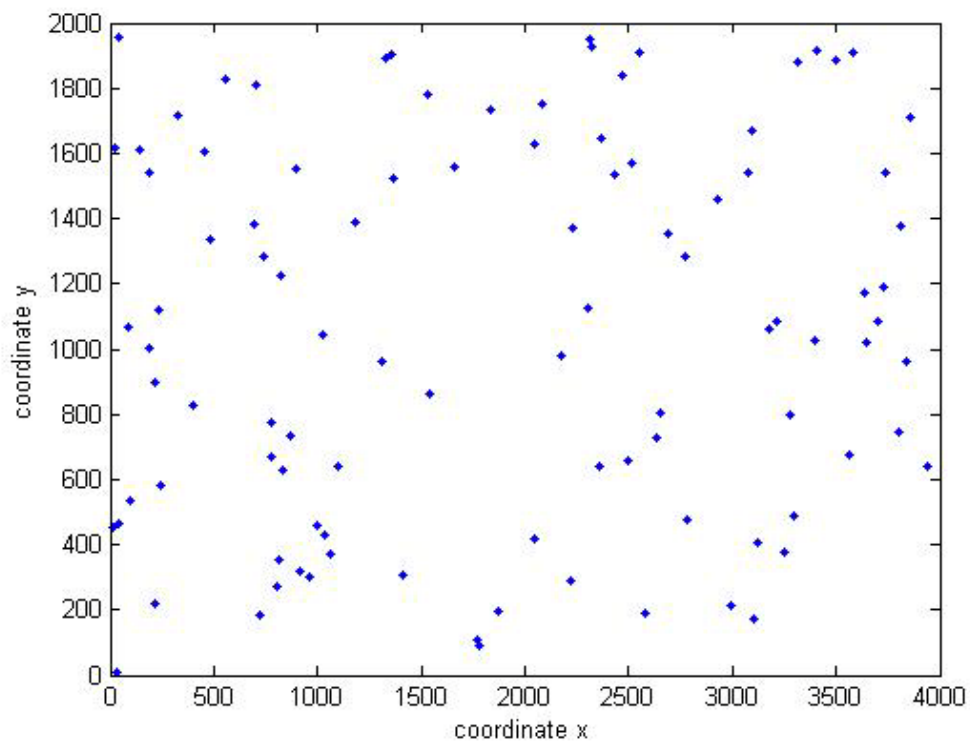
Τα ακόλουθα διαγράμματα αναπαριστούν τη θέση των πόλεων για καθεμία από τις 5 παραλλαγές:



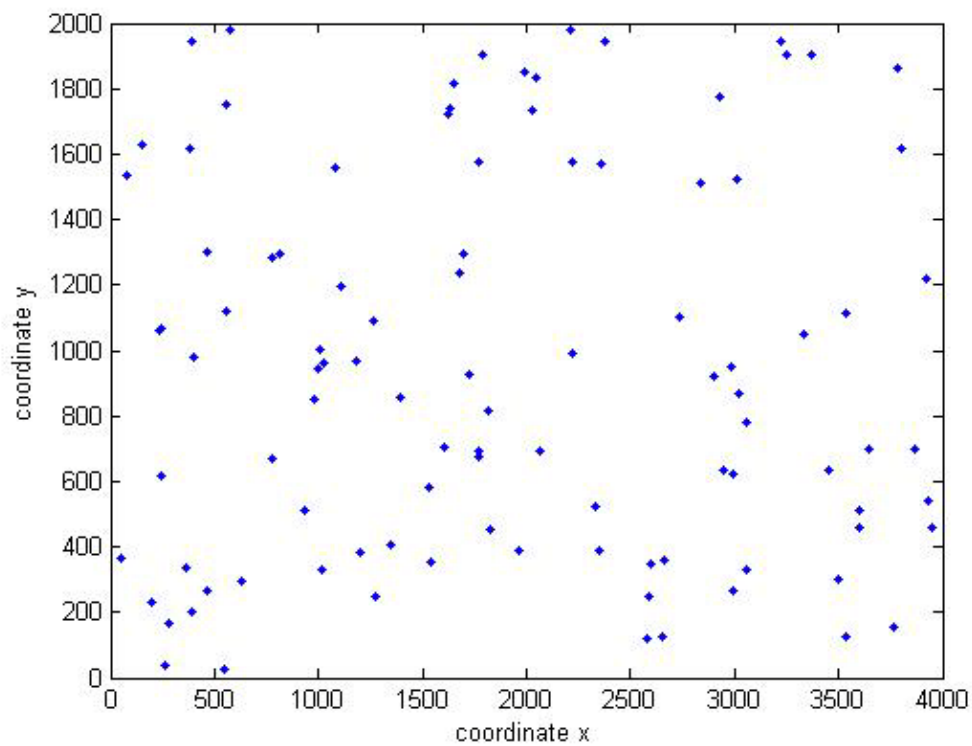
Διάγραμμα 3. Απεικόνιση σημείων (πόλεων) για kroA.



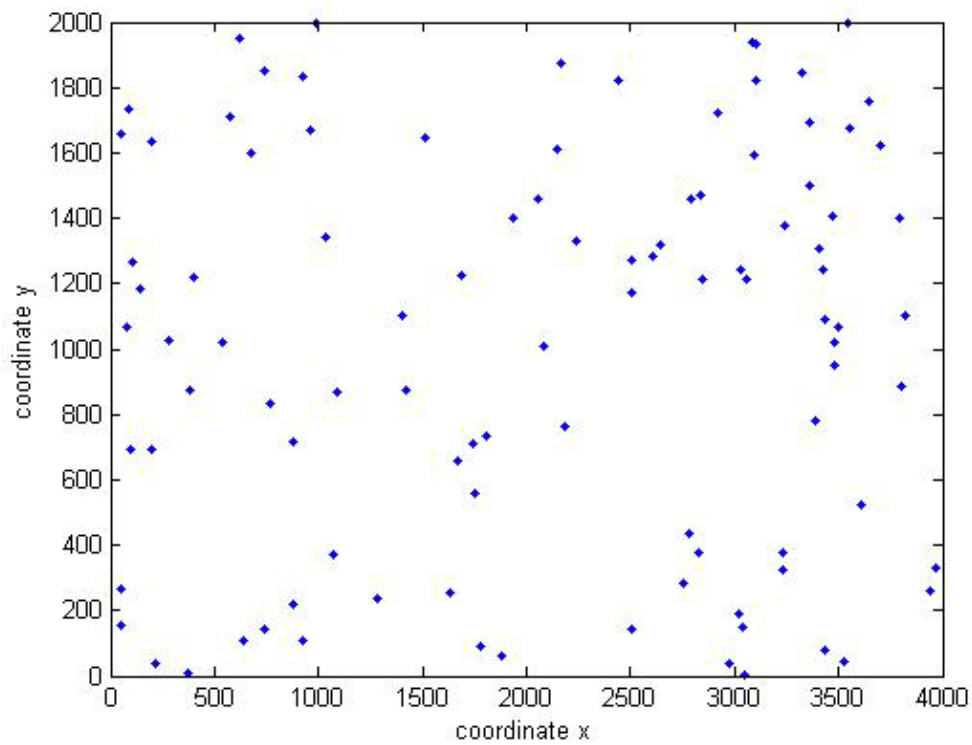
Διάγραμμα 4. Απεικόνιση σημείων (πόλεων) για kroB.



Διάγραμμα 5. Απεικόνιση σημείων (πόλεων) για kroC.



Διάγραμμα 6. Απεικόνιση σημείων (πόλεων) για kroD.



Διάγραμμα 7. Απεικόνιση σημείων (πόλεων) για kroE.

2.2 ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

2.2.1 Ορισμός αντικειμενικών συναρτήσεων

Για να επιλύσουμε το πρόβλημα συνδυάσαμε τις παραλλαγές που αναφέρθηκαν προηγουμένως ανά δύο με όλους τους δυνατούς συνδυασμούς, ανά τρεις, ανά τέσσερις και ανά πέντε. Έτσι δημιουργήσαμε ένα πρόβλημα δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων αντίστοιχα.

Οι δυνατοί συνδυασμοί που εκτελέσαμε ήταν οι ακόλουθοι :

kroA100 – kroB100	kroA100 – kroB100 – kroC100
kroA100 – kroC100	kroA100 – kroB100 – kroD100
kroA100 – kroD100	kroA100 – kroB100 – kroE100
kroA100 – kroE100	kroA100 – kroC100 – kroD100
kroB100 – kroC100	kroA100 – kroC100 – kroE100
kroB100 – kroD100	kroA100 – kroD100 – kroE100
kroB100 – kroE100	kroB100 – kroC100 – kroD100
kroC100 – kroD100	kroB100 – kroC100 – kroE100
kroC100 – kroE100	kroB100 – kroD100 – kroE100
kroD100 – kroE100	kroC100 – kroD100 – kroE100

kroA100 – kroB100 – kroC100 – kroD100
kroA100 – kroB100 – kroC100 – kroE100
kroA100 – kroB100 – kroD100 – kroE100
kroA100 – kroC100 – kroD100 – kroE100
kroB100 – kroC100 – kroD100 – kroE100

kroA100 – kroB100 – kroC100 – kroD100 – kroE100

2.2.2 Περιγραφή Αλγόριθμου

Η διαδικασία που θα αναλύσουμε παρακάτω είναι για την επίλυση του προβλήματος του πλανόδιου πωλητή με δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Όμοια λύνεται και το πρόβλημα με τρεις, τέσσερις και πέντε αντικειμενικές συναρτήσεις.

Ο αριθμός των κόμβων n που χρησιμοποιήσαμε είναι 100, δηλαδή όσος και ο αριθμός των στοιχείων που περιλαμβάνονταν στις 5 παραλλαγές που δόθηκαν. Αρχικά για να δημιουργήσουμε τον πίνακα κόστους C ο οποίος θα περιλαμβάνει τα κόστη μετάβασης από τον ένα κόμβο στον άλλο (από τη μία πόλη στην άλλη) χρησιμοποιήσαμε τον ακόλουθο τύπο :

$$C_{ab} = \sqrt{(x(i) - x(j))^2 + (y(i) - y(j))^2} \quad (2.1)$$

όπου σαν δείκτη έχουμε a ή b για την καθεμία από τις αντικειμενικές συναρτήσεις.

Τα x και y εκφράζουν τις συντεταγμένες του κάθε κόμβου. Τα στοιχεία της διαγωνίου του πίνακα τα θέσαμε ίσα με -1 αφού η απόσταση από μία πόλη στην ίδια δεν ορίζεται. Ακολουθεί ένα ενδεικτικό παράδειγμα για την καλύτερη κατανόηση της διαδικασίας.

π.χ : Έστω ότι έχουμε $n=5$ κόμβοι, $m=3$ σωματίδια, $e=1$ επανάληψη. Οι πίνακες κόστους για κάθε αντικειμενική συνάρτηση είναι :

Ca					
Κόμβοι	1	2	3	4	5
1	-1	10	15	25	17
2	10	-1	21	14	8
3	15	21	-1	6	3
4	25	14	6	-1	9
5	17	8	3	9	-1

Πίνακας 1. Ο πίνακας με τα κόστη μετάβασης από τον ένα κόμβο στον άλλο σύμφωνα με τα στοιχεία του πίνακα a.

Cb					
Κόμβοι	1	2	3	4	5
1	-1	12	23	8	6
2	12	-1	9	20	17
3	23	9	-1	15	22
4	8	20	15	-1	16
5	6	17	22	16	-1

Πίνακας 2. Ο πίνακας με τα κόστη μετάβασης από τον ένα κόμβο στον άλλο σύμφωνα με τα στοιχεία του πίνακα b.

α) Μέθοδος Πλησιέστερου Γείτονα

Αφού γεμίσαμε τους πίνακες κόστους και για τις δύο παραλλαγές στη συνέχεια εφαρμόζουμε τη μέθοδο του «Πλησιέστερου Γείτονα (Nearest Neighbor)» για να παράγουμε το 1^ο αντίσωμα του προβλήματος. Έχοντας ήδη συμπληρωμένους τους πίνακες του κόστους C χρησιμοποιήσαμε ένα από τους δύο για να συμπληρώσουμε τον πίνακα diadromi για το πρώτο αντίσωμα. Τυχαία επιλέξαμε τον πίνακα Ca. Ο πίνακας diadromi εκφράζει την αλληλουχία μεταξύ των κόμβων λαμβάνοντας υπόψη τα κόστη του πίνακα Ca.

Για να δημιουργήσουμε το συγκεκριμένο πίνακα κοιτάξαμε στον πίνακα Ca ποιος κόμβος είναι πλησιέστερος στον πρώτο κόμβο (μικρότερο κόστος). Τον κόμβο αυτό τον βάλαμε μετά τον κόμβο 1 στον πίνακα diadromi. Έπειτα πήγαμε στη γραμμή που

αντιστοιχεί στον κόμβο που επιλέξαμε στον πίνακα C και κοιτάξαμε ποιος άλλος κόμβος εκτός των ήδη εξεταζόμενων είναι πλησιέστερος στον κόμβο αυτό. Τον συμπληρώσαμε στον πίνακα diadromi δίπλα στον κόμβο που τοποθετήσαμε πριν. Όμοια κάνουμε και για τους υπόλοιπους κόμβους μέχρι ο πίνακας diadromi να έχει συμπληρωθεί με όλους τους κόμβους.

Στη συνέχεια δημιουργήσαμε ένα πίνακα που ονομάζεται *kosmos metavashs* και περιλαμβάνει τα κόστη μετάβασης μεταξύ των κόμβων του πίνακα diadromi χρησιμοποιώντας τα κόστη και των δύο πινάκων Ca και Cb. Ακολούθησε η δημιουργία του πίνακα *kosmos* ο οποίος περιλαμβάνει το συνολικό κόστος για κάθε αντίσωμα και για κάθε αντικειμενική συνάρτηση (δηλαδή για Ca και Cb). Τέλος αποθηκεύσαμε τα στοιχεία του πίνακα diadromi σε ένα πίνακα με το όνομα *komvoi*. Αυτό έγινε επειδή ο πίνακας diadromi αποτελείται από μία γραμμή και επειδή στη συνέχεια θα υπολογιστεί και για τα υπόλοιπα σωματίδια και θα αλλάξει, γι' αυτό πρέπει να έχουμε κάπου αποθηκευμένες τις διαδρομές για όλα τα σωματίδια.

Συνέχεια π.χ :

diadromi					
Κόμβοι	1	2	5	3	4

Πίνακας 3. Οι μεταβάσεις από τον ένα κόμβο στον άλλο για το πρώτο αντίσωμα.

kosmos metavashs					
κόστος C\κελί	1	2	3	4	5
Ca	10	8	3	6	25
Cb	12	17	22	15	8

Πίνακας 4. Τα κόστη μετάβασης για τον πίνακα diadromi και για τους δύο πίνακες κόστους.

kosmos		
σωματίδια\κόστος C	Ca	Cb
1	52	74

Πίνακας 5. Πίνακας συνολικού κόστους για το πρώτο αντίσωμα και για τους δύο πίνακες κόστους.

komvoi					
Κόμβοι	1	2	5	3	4

Πίνακας 6. Πίνακας όπου αποθηκεύεται ο πίνακας diadromi για το πρώτο σωματίδιο (και για τα υπόλοιπα σωματίδια στη συνέχεια).

Αφού ολοκληρώσαμε τη παραγωγή του 1^{ου} αντισώματος χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο 2-opt για να παράγουμε από το 2^ο ως m/2 αντισώματα.

Η μέθοδος 2-opt επιλέχθηκε ώστε να υπολογιστούν τα άλλα μισά αντισώματα γιατί δίνει λύσεις πολύ κοντά στη λύση που δίνει η μέθοδος του Πλησιέστερου Γείτονα. Τα άλλα μισά αντισώματα τα παράγουμε τυχαία σε περίπτωση που βρούμε κάποια καλύτερη λύση. Γενικά χρησιμοποιούμε τρεις διαφορετικές μεθόδους για την εύρεση των λύσεων έτσι ώστε να επεκτείνουμε το πεδίο λύσεων.

Επιλογή αριθμού αντισωμάτων

Ο αριθμός των αντισωμάτων m που χρησιμοποιήσαμε στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης είναι ίδιος (100 αντισώματα) με τον αριθμό των σωματιδίων που χρησιμοποιήθηκε στην προπτυχιακή εργασία για την επίλυση του ίδιου προβλήματος με τον αλγόριθμο Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων με τον οποίο στη συνέχεια θα γίνει σύγκριση αποτελεσμάτων (“Επίλυση του προβλήματος Πλανόδιου Πωλητή με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις με χρήση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization)” της Ελένης Δελήμπασης).

β) Μέθοδος 2-opt

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως τη μέθοδο 2-opt τη χρησιμοποιήσαμε για να παράγουμε τα αντισώματα από το δεύτερο ως και το πεντηκοστό (αφού επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε συνολικά 100 αντισώματα).

Αρχικά αφού είχαμε σχηματίσει τον πίνακα diadromi για το πρώτο αντίσωμα βρήκαμε το a δηλαδή το κελί με το μεγαλύτερο κόστος στον πίνακα *costos metanashs* και το b, το κελί με το δεύτερο μεγαλύτερο κόστος. Αλλάξαμε τα περιεχόμενα των αντίστοιχων κελιών στον πίνακα diadromi καθώς και όλα τα κελιά που βρίσκονται ανάμεσα σε αυτά. Έτσι σχηματίστηκε η διαδρομή του αντισώματος 2. Έπειτα υπολογίσαμε το *costos metanashs* για το αντίσωμα 2 λαμβάνοντας υπόψη τα κόστη στους πίνακες Ca και Cb. Ακολουθεί ο υπολογισμός του συνολικού κόστους του αντισώματος 2 (*costos*) λαμβάνοντας υπόψη τους Ca και Cb. Τέλος αποθηκεύσαμε τα στοιχεία του πίνακα diadromi στη δεύτερη γραμμή του πίνακα *komnoi*.

Με τον ίδιο τρόπο αλλάξαμε τον πίνακα diadromi για κάθε αντίσωμα μέχρι το πεντηκοστό, βρίσκοντας κάθε φορά τα νέα a και b (στον πίνακα *costos metanashs*) του προηγούμενου αντισώματος από αυτό που μελετάμε ενώ παράλληλα συμπληρώναμε τους πίνακες *costos* και *komnoi* για 50 αντισώματα. Για καλύτερη κατανόηση της συγκεκριμένης μεθόδου ακολουθεί το παράδειγμα με τα τρία αντισώματα.

Συνέχεια π.χ :

Στο παράδειγμα αυτό επειδή μελετήσαμε τρία αντισώματα, τη διαδρομή του πρώτου τη βρήκαμε με τη μέθοδο του Πλησιέστερου Γείτονα ενώ για την εύρεση του δεύτερου σωματιδίου χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο 2-οpt όπως φαίνεται παρακάτω.

Το κελί με το μεγαλύτερο *kostos metavashs* είναι το κελί με περιεχόμενο 25 που αντιστοιχεί στο πέμπτο κελί του πίνακα *diadromi* και είναι το α. Το δεύτερο μεγαλύτερο κελί από άποψη κόστους είναι το κελί με περιεχόμενο 10 που αντιστοιχεί στο 1^ο κελί του πίνακα *diadromi*. Εναλλάσσω τη διαδρομή μου έτσι ώστε να μην εμφανίζονται τα τόξα 1->2 και 4->1. Άρα :

diadromi					
κόμβοι	1	2	5	3	4

Πίνακας 7. Οι μεταβάσεις από τον ένα κόμβο στον άλλο για το πρώτο αντίσωμα.

Σαν α θεωρείται ο κόμβος 4 και b ο κόμβος 1.

Δημιουργία 2^{ου} αντισώματος

diadromi					
κόμβοι	1	5	2	4	3

Πίνακας 8. Οι μεταβάσεις από τον ένα κόμβο στον άλλο για το δεύτερο αντίσωμα.

kostos metavashs					
κόστος C\κελί	1	2	3	4	5
Ca	17	8	14	6	15
Cb	6	17	20	15	23

Πίνακας 9. Τα κόστη μετάβασης για τον πίνακα *diadromi* και για τους δύο πίνακες κόστους.

kostos		
αντισώματα\κόστος C	Ca	Cb
1	52	74
2	60	81

Πίνακας 10. Πίνακας συνολικού κόστος για το πρώτο και το δεύτερο αντίσωμα και για τους δύο πίνακες κόστους.

komvoi					
αντισώματα\κόμβοι					
1	1	2	5	3	4
2	1	5	2	4	3

Πίνακας 11. Πίνακας όπου αποθηκεύεται ο πίνακας diadromi για το πρώτο και δεύτερο αντίσωμα.

Τα υπόλοιπα αντισώματα από το πενήτηκοστό πρώτο ως το εκατοστό τα υπολογίσαμε επιλέγοντας τυχαία διαδρομή (Random μέθοδος).

γ) Μέθοδος Random

Στη μέθοδο αυτή επιλέξαμε μια τυχαία διαδρομή για καθένα από τα υπόλοιπα αντισώματα. Για την καθεμία διαδρομή υπολογίσαμε την αντίστοιχη γραμμή στους πίνακες *kostos metavashs* και *kostos*. Τέλος αντικαταστήσαμε τον πίνακα *diadromi* για κάθε αντίσωμα στην αντίστοιχη γραμμή του πίνακα *komvoi*. Έτσι προκύπτει ο πίνακας *komvoi* και για τα 100 αντισώματα καθώς και ο συνολικός πίνακας *kostos* λαμβάνοντας υπόψη τις εκάστοτε αντικειμενικές συναρτήσεις (Ca, Cb).

Συνέχεια π.χ :

Έστω ότι οι μεταβάσεις μεταξύ των κόμβων για το 3^ο αντίσωμα επιλέγονται τυχαία.
Άρα :

diadromi					
κόμβοι	5	2	3	1	4

Πίνακας 12. Οι μεταβάσεις από τον ένα κόμβο στον άλλο για το τρίτο αντίσωμα.

kostos metavashs					
κόστος C\κελί	1	2	3	4	5
Ca	8	21	15	25	9
Cb	17	9	23	8	16

Πίνακας 13. Τα κόστη μετάβασης για τον πίνακα *diadromi* του τρίτου αντισώματος και για τους δύο πίνακες κόστους.

kostos		
αντισώματα\κόστος C	Ca	Cb
1	52	74
2	60	81
3	78	73

Πίνακας 14. Πίνακας συνολικού κόστος για το πρώτο, δεύτερο και τρίτο αντίσωμα και για τους δύο πίνακες κόστους.

komvoi					
αντισώματα\κόμβοι					
1	1	2	5	3	4
2	1	5	2	4	3
3	5	2	3	1	4

Πίνακας 15. Πίνακας όπου αποθηκεύεται ο πίνακας diadromi για το πρώτο, δεύτερο και τρίτο αντίσωμα.

Αφού σχεδιάσαμε τους αρχικούς πίνακες komvoi και kostos για τα 100 αντισώματα εφαρμόσαμε στη συνέχεια τη μέθοδο Επιλογής Κλώνων.

δ) Μέθοδος Επιλογής Κλώνων (CSA)

Κατάσταση 0

Τον πίνακα komvoi που βρήκαμε τον αποθηκεύσαμε σε ένα πίνακα P και τον πίνακα kostos σε ένα πίνακα veltisto kostos. Το P είναι ένας πίνακας στον οποίο αποθηκεύουμε τα καλύτερα αντισώματα (αυτά που έχουν το ελάχιστο κόστος) όλων των προηγούμενων επαναλήψεων και το veltisto kostos ο πίνακας που αποθηκεύουμε τα αντίστοιχα κόστη των βέλτιστων αυτών αντισωμάτων. Τους πίνακες komvoi και kostos τους αποθηκεύσαμε επειδή είναι τα βέλτιστα αφού δεν έχει γίνει κάποια επανάληψη. Επίσης ορίσαμε έναν τελεστή ωρίμανσης Mr ίσο με 0,5 και ένα παράγοντα πολλαπλασιασμού b ίσο με 1.

Συγκρίνοντας τα στοιχεία κάθε γραμμής (αντισώματος) στον πίνακα veltisto kostos με τα στοιχεία όλων των άλλων γραμμών βρήκαμε τα κυρίαρχα στοιχεία Pareto του πίνακα P και τα αποθηκεύσαμε στον πίνακα Pareto P καθώς και τα αντίστοιχα κόστη των κυρίαρχων αυτών στοιχείων του πίνακα veltisto kostos τα αποθηκεύσαμε στον πίνακα Pareto kostos. Για να είναι κάποιο αντίσωμα κυρίαρχο έπρεπε να ισχύει κάποια από τις τρεις ενδεχόμενες καταστάσεις :

- ✓ Αν τα κόστη ενός αντισώματος i ήταν και τα δύο μικρότερα από τα κόστη ενός άλλου αντισώματος j τότε το αντίσωμα i θεωρούταν κυρίαρχο και έμπαινε στον πίνακα Pareto P.

- ✓ Αν τα κόστη του αντισώματος i ήταν ίσα με τα αντίστοιχα κόστη του αντισώματος j τότε επιλέγαμε να κρατήσουμε σαν κυρίαρχο το πρώτο σωματίδιο.
- ✓ Αν το πρώτο κόστος του αντισώματος i ήταν μικρότερο από το αντίστοιχο κόστος του j και το δεύτερο κόστος του αντισώματος i ήταν μεγαλύτερο από το αντίστοιχο δεύτερο κόστος του j (ή αντίστροφα) τότε θεωρούσαμε σαν κυρίαρχα και τα δύο αντισώματα και τα συμπεριλαμβάναμε και τα δύο στον πίνακα Pareto P.

Γενικά όταν ένα αντίσωμα i προκύπτει ότι είναι κυρίαρχο ενός αντισώματος j τότε το j αυτόματα διαγράφεται και δε λαμβάνεται υπόψη σε επόμενες επαναλήψεις.

Συνέχεια π.χ : Στο παράδειγμα που επιλύουμε συγκρίνουμε τα κόστη των αντισωμάτων στον πίνακα *veltisto kostos* που υπολογίσαμε στην κατάσταση 0.

Σύγκριση αντισωμάτων 1-2

Επειδή και τα δύο κόστη του αντισώματος 1 είναι μικρότερα από τα αντίστοιχα κόστη του αντισώματος 2, επιλέγουμε σαν κυρίαρχο το αντίσωμα 1.

Σύγκριση αντισωμάτων 1-3

Παρατηρούμε πως το πρώτο κόστος του αντισώματος 1 είναι μικρότερο από το αντίστοιχο του αντισώματος 3, ενώ το δεύτερο κόστος του αντισώματος 1 είναι μεγαλύτερο από το αντίστοιχο του αντισώματος 3. Επομένως θεωρούμε τα αντισώματα 1 και 3 σαν κυρίαρχα.

Επομένως προκύπτει πως τα αντισώματα 1 και 3 είναι τα κυρίαρχα και θα τοποθετηθούν στον πίνακα Pareto P και τα κόστη τους στον πίνακα Pareto kostos.

Pareto P					
σειρά(αντισωμάτων)\κελιά	1	2	3	4	5
1	1	2	5	3	4
2	5	2	3	1	4

Πίνακας 16. Πίνακας που περιέχει τα κυρίαρχα αντισώματα.

Pareto kostos		
σειρά(αντισωμάτων)\κόστος	Ca	Cb
C		
1	52	74
2	78	73

Πίνακας 17. Πίνακας που περιέχει τα κόστη των κυρίαρχων αντισωμάτων.

Επίσης αποθηκεύουμε και τον αριθμό του συνόλου των αντισωμάτων του πίνακα Pareto P σε μια μεταβλητή wP.

Επαναλήψεις

Στην κατάσταση 0 δημιουργήσαμε τους πίνακες κομνοί και kostos. Επειδή θέλουμε σε κάθε επανάληψη από τον αρχικό πληθυσμό των λύσεων να επιλέγονται οι καλύτερες λύσεις, συγκρίνουμε τα κόστη των αντισωμάτων από τον πίνακα kostos και τοποθετούμε τα κυρίαρχα αντισώματα στον πίνακα Pareto κομνοί και τα αντίστοιχα κόστη τους στον πίνακα Pareto kostos κομνοί.

Συνέχεια π.χ: Στο παράδειγμα που επιλύουμε αρχικά υπολογίζουμε το μέσο όρο (ma,mb) για κάθε στήλη (Ca,Cb) του πίνακα Pareto kostos κομνοί. Το στοιχείο αυτό θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης για κάθε αντίσωμα i του πίνακα Pareto κομνοί από το μέσο όρο. Ο τύπος για τον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης είναι ο ακόλουθος :

$$eukl\ ap(i) = \sqrt{(Pareto\ kostos\ komvoi(i,1) - ma)^2 + (Pareto\ kostos\ komvoi(i,2) - mb)^2} \quad (2.2)$$

Pareto kostos komvoi		
σειρά(αντισωμάτων)\κόστος C	Ca	Cb
1	52	74
2	78	73
Μέσος Όρος	65	73,5

Πίνακας 18. Πίνακας που περιέχει τα κόστη των κυρίαρχων αντισωμάτων της τρέχουσας επανάληψης.

Pareto komvoi					
σειρά(αντισωμάτων)\κελιά	1	2	3	4	5
1	1	2	5	3	4
2	5	2	3	1	4

Πίνακας 19. Πίνακας που περιέχει τα κυρίαρχα αντισώματα της τρέχουσας επανάληψης.

Υπολογίζουμε στη συνέχεια την ευκλείδεια απόσταση από το μέσο όρο για κάθε αντίσωμα i του πίνακα Pareto κομνοί. Έπειτα δημιουργούμε ένα πίνακα katataxi που δίνει τιμή 1 στο αντίσωμα του πίνακα Pareto κομνοί με τη μικρότερη ευκλείδεια απόσταση και τιμή X στο αντίσωμα με τη μεγαλύτερη απόσταση θεωρώντας ότι ο πίνακας Pareto κομνοί έχει X στοιχεία.

Αν είχαμε 10 αντισώματα στον πίνακα Pareto komνοι, η σειρά κατάταξης στον πίνακα katataxi θα μπορούσε να ήταν :

katataxi	
αντισώματα	σειρά κατάταξης
1	10
2	9
3	7
4	3
5	5
6	2
7	6
8	4
9	8
10	1

Πίνακας 20. Πίνακας που περιέχει τη σειρά που έχουν τα αντισώματα με βάση την ευκλείδεια απόσταση από το μέσο όρο.

Τότε τα αντισώματα στους πίνακες Pareto komνοι και τα αντίστοιχα κόστη τους στο πίνακα Pareto kostos komνοι στη συνέχεια θα εναλλάσσονταν με την εξής σειρά : Στη 1^η γραμμή του πίνακα Pareto komνοι και του Pareto kostos komνοι θα έμπαινε το 1^ο σε κατάταξη αντίσωμα και αντίστοιχα το κόστος του. Στη 2^η γραμμή θα έμπαινε το τελευταίο σε κατάταξη. Στη 3^η γραμμή θα έμπαινε το δεύτερο σε σειρά αντίσωμα και στη 4^η γραμμή θα έμπαινε το προτελευταίο κ.ο.κ. Έτσι αν ξαναεφαρμόζαμε τη διαδικασία παραγωγής του πίνακα katataxi στους νέους πίνακες Pareto komνοι και Pareto kostos komνοι θα είχαμε την εξής σειρά κατάταξης :

katataxi	
αντισώματα	σειρά κατάταξης
10	1
1	10
6	2
2	9
4	3
9	8
8	4
3	7
5	5
7	6

Πίνακας 21. Πίνακας που περιέχει τη σειρά που έχουν τα αντισώματα με βάση την ευκλείδεια απόσταση από το μέσο όρο μετά τη νέα ανακατάταξη.

Ο λόγος για τον οποίο εφαρμόστηκε η προηγούμενη διαδικασία ανακατάταξης των αντισωμάτων στους πίνακες Pareto komnoi και Pareto kostos komnoi είναι το γεγονός ότι θέλουμε στη συνέχεια να παράγουμε από κάθε αντίσωμα ένα αριθμό κλώνων. Για να μην προκύψουν κάποια εν σειρά αντισώματα να έχουν πολλούς κλώνους και τα υπόλοιπα λίγους έγινε η συγκεκριμένη ανακατάταξη. Με αυτό τον τρόπο η εναλλαγή στη σειρά με βάση την απόσταση από το μέσο όρο θα έδινε τη δυνατότητα να υπάρχουν πολλοί κλώνοι από αντισώματα που έχουν μικρή απόσταση σε σχέση με το μέσο όρο αλλά και από αντισώματα που έχουν μεγάλη απόσταση.

Δημιουργία πίνακα κλώνων (klwnoi)

Ο πίνακας klwnoi που θα δημιουργηθεί θα πρέπει να περιέχει F_c στοιχεία σύμφωνα με τον ακόλουθο τύπο :

$$F_c = \sum_{i=1}^{w_k} \text{round} \frac{b-m}{i} \quad (2.3)$$

όπου w_k είναι ο συνολικός αριθμός αντισωμάτων στο πίνακα Pareto komnoi, b είναι ένας παράγοντας πολλαπλασιασμού ο οποίος ισούται με 1 και το m είναι ο συνολικός αριθμός αρχικών αντισωμάτων και ισούται με 100.

Συνέχεια π.χ : Στο παράδειγμα που επιλύουμε τα αντισώματα του πίνακα Pareto komnoi παράγουν τους εξής κλώνους με βάση τον προηγούμενο τύπο :

Για το αντίσωμα 1 του πίνακα Pareto komnoi : $F_{c1}=3$

Για το αντίσωμα 2 του πίνακα Pareto komnoi : $F_{c2}=1$

Άρα $F_c=4$

Επομένως ο πίνακας των κλώνων που θα δημιουργηθεί είναι ο εξής :

klwnoi					
κλώνοι/κελιά	1	2	3	4	5
1	1	2	5	3	4
2	1	2	5	3	4
3	1	2	5	3	4
4	5	2	3	1	4

Πίνακας 22. Πίνακας ο οποίος περιέχει τους κλώνους που παράχθηκαν από κάθε αντίσωμα του πίνακα Pareto komnoi.

Στο πίνακα klwnoi προσθέτουμε άλλους 10 τυχαίους κλώνους για να υπάρχει ποικιλία στο σύνολο των λύσεων. Ο μέγιστος αριθμός κλώνων για τα αντισώματα του πίνακα Pareto komnoi, μετά από πολλές δοκιμές διαπιστώσαμε ότι δίνει καλύτερα αποτελέσματα για τιμές του F_c μέχρι 2500 κλώνους. Δηλαδή έως 2490 παραγόμενους κλώνους και 10 τυχαία παραγόμενους κλώνους. Υπάρχει η πιθανότητα να μην παράγουν όλα τα αντισώματα του πίνακα Pareto komnoi

κλώνους αλλά να χρησιμοποιηθούν αντισώματα για την παραγωγή κλώνων μέχρι να ισούται ο μέγιστος αριθμός κλώνων (F_c) που παρήχθησαν με 2490.

Υπερμετάλλαξη ή Διόρθωση

Αφού έχουμε δημιουργήσει τον πίνακα κλώνων ($klwnoi$) ελέγχουμε για κάθε κλώνο του πίνακα αν θα υποστεί υπερμετάλλαξη ή διόρθωση. Αυτό γίνεται με τον τελεστή υπερμετάλλαξης Mr .

- ❖ Για κάθε κλώνο αν προκύψει ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0,1]$ να είναι μικρότερος ή ίσος από τη μεταβλητή Mr η οποία ισούται με 0,5, τότε γίνεται υπερμετάλλαξη στο κλώνο. Ο αριθμός των κελιών που θα αλλαχθούν στο πίνακα $klwnoi$ για κάθε κλώνο είναι τυχαίος.

Συνέχεια π.χ.: Στο παράδειγμα που επιλύουμε, παίρνουμε αρχικά τον 1^ο κλώνο από τον πίνακα $klwnoi$. Έστω ότι προέκυψε για τον συγκεκριμένο κλώνο να υποστεί υπερμετάλλαξη.

klwnoi					
κλώνοι/κελιά	1	2	3	4	5
1	1	2	5	3	4

Πίνακας 23. Πίνακας ο οποίος περιέχει τον πρώτο κλώνο ο οποίος θα υποστεί υπερμετάλλαξη.

Τυχαία επιλέγονται να αλλαχθούν τα κελιά 2, 3 και 5 (κόκκινοι αριθμοί στον παρακάτω πίνακα).

klwnoi					
κλώνοι/κελιά	1	2	3	4	5
1	1	2	5	3	4

Πίνακας 24. Πίνακας ο οποίος περιέχει τα κελιά που θα εναλλαχθούν στο πρώτο κλώνο.

Στη συνέχεια τα περιεχόμενα των αντίστοιχων κελιών επανατοποθετούνται με τυχαίο τρόπο, στο 1^ο κλώνο του πίνακα $klwnoi$.

klwnoi					
κλώνοι/κελιά	1	2	3	4	5
1	1	5	4	3	2

Πίνακας 25. Πίνακας ο οποίος περιέχει τα εναλλαγμένα περιεχόμενα των κελιών του πρώτου κλώνου.

- ◆ Για κάθε κλώνο αν προκύψει ένας τυχαίος αριθμός στο διάστημα $[0,1]$ να είναι μεγαλύτερος από τη μεταβλητή M_r η οποία ισούται με 0,5, τότε γίνεται διόρθωση στο κλώνο. Στους κλώνους στους οποίους γίνεται διόρθωση εφαρμόζεται η μέθοδος 2-opt με επιλογή τυχαίων άκρων a και b .

Υπολογισμός κόστους του κάθε κλώνου

Με τη χρήση του πίνακα $klwnoi$ και των πινάκων κόστους Ca και Cb υπολογίζουμε τον πίνακα του κόστους των κλώνων ($kostos\ klwnwn$). Με τον ίδιο τρόπο που δημιουργήσαμε τους Pareto $kostos\ komnoi$ και Pareto $komnoi$ δημιουργούμε τους Pareto $kostos\ klwnwn$ και Pareto $klwnoi$. Ο αριθμός των στοιχείων του πίνακα Pareto $klwnoi$ εκφράζεται με τη μεταβλητή w_{kl} .

Αντικατάσταση των στοιχείων του Pareto $klwnoi$ στον πίνακα $komnoi$

Αν ο αριθμός των στοιχείων (w_{kl}) του πίνακα Pareto $klwnoi$ είναι μικρότερος ή ίσος του αριθμού των αντισωμάτων (m) του πίνακα $komnoi$, τότε αντικαθιστούμε w_{kl} αντισώματα του πίνακα $komnoi$ με w_{kl} αντισώματα του πίνακα Pareto $klwnoi$. Το ίδιο συμβαίνει και στα αντίστοιχα κόστη τους.

Σε αντίθετη περίπτωση αντικαθιστούμε τα m πρώτα αντισώματα του πίνακα $komnoi$ με τους m πρώτους κλώνους του πίνακα Pareto $klwnoi$. Το ίδιο συμβαίνει και στα αντίστοιχα κόστη τους.

Συμπλήρωση νέου πίνακα P

Αφού δημιουργήθηκαν οι νέοι πίνακες $komnoi$ και $kostos$ στη συνέχεια συγκρίνουμε τα κόστη καθενός αντισώματος με τα κόστη του αντίστοιχου αντισώματος του πίνακα $veltisto\ kostos$ της επανάληψης $i-1$. Αν κάποια κόστη για την επανάληψη i είναι μικρότερα ή ίσα από τα αντίστοιχα κόστη που βρίσκονται στον πίνακα $veltisto\ kostos$ της επανάληψης $i-1$ τότε αντικαθιστούμε τα περιεχόμενα των κελιών του πίνακα $komnoi$ της επανάληψης i για τα αντισώματα με τα μικρότερα κόστη στα αντίστοιχα κελιά του πίνακα $P(i-1)$. Όμοια κάνουμε και για τα κόστη, όπου αντικαθιστούμε τα περιεχόμενα των κελιών του πίνακα $kostos$ της επανάληψης i στα αντίστοιχα κελιά του πίνακα $veltisto\ kostos(i-1)$. Με αυτό τον τρόπο προκύπτει ο πίνακας P και ο πίνακας $veltisto\ kostos$ για την επανάληψη i .

Δημιουργία πίνακα Pareto P και Pareto $kostos$ για επανάληψη i

Αρχικά δημιουργήσαμε τον πίνακα Pareto $kostos$ για κάθε επανάληψη i . Για να δημιουργήσουμε αυτό τον πίνακα τοποθετήσαμε σε ένα πίνακα τους πίνακες $veltisto\ kostos$ της επανάληψης i και τον πίνακα Pareto $kostos$ της επανάληψης $i-1$

τους οποίους και συγκρίναμε μεταξύ τους. Συγκρίναμε τα κόστη των αντισωμάτων του ενός πίνακα με τα κόστη του άλλου πίνακα (με τον ίδιο τρόπο όπως σε προηγούμενο βήμα). Όσα κόστη κυριαρχούνταν διαγράφονται και παραμένουν στο τέλος τα βέλτιστα κόστη στον πίνακα Pareto $kostos(i)$ και τα βέλτιστα αντισώματα στον πίνακα Pareto $P(i)$ τα οποία είναι τα αντισώματα που έχουν τα αντίστοιχα βέλτιστα κόστη στον πίνακα Pareto $kostos(i)$.

Επίσης αποθηκεύουμε και τον αριθμό του συνόλου των αντισωμάτων του πίνακα Pareto P σε μια μεταβλητή wP . Αφού ολοκληρωθούν οι επαναλήψεις ο πίνακας Pareto P που προκύπτει αποτελεί τις τελικές λύσεις.

Απεικόνιση Pareto μετώπου με μορφή διαγράμματος

Στο σημείο αυτό απεικονίσαμε τα διαγράμματα Pareto front για όλους τους συνδυασμούς των kro . Για να απεικονίσουμε σωστά στα διαγράμματα το Pareto μέτωπο των βέλτιστων αντισωμάτων (κυριαρχούντων) χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο φυσαλίδας για ταξινόμηση των στοιχείων του πίνακα Pareto $kostos$ κατά αύξουσα σειρά. Ο άξονας x των διαγραμμάτων εκφράζει το Pareto x δηλαδή τη πρώτη στήλη του πίνακα Pareto $kostos$ που δημιουργήθηκε με βάση το κόστος Ca και ο άξονας y εκφράζει το Pareto y δηλαδή τη δεύτερη στήλη του Pareto $kostos$ που δημιουργήθηκε με βάση το κόστος Cb .

Υπολογισμός απόδοσης

Τέλος υπολογίσαμε την απόδοση για τον τελικό πίνακα Pareto $kostos$. Για να υπολογίσουμε την απόδοση βρήκαμε το μέγιστο στοιχείο κάθε στήλης του πίνακα και έπειτα αθροίσαμε όλα τα μέγιστα. Στη συνέχεια βρήκαμε τη τετραγωνική ρίζα του αθροίσματος η οποία αποτελεί την απόδοση. Όσο μεγαλύτερη είναι η απόδοση τόσο καλύτερο είναι το αποτέλεσμα που προέκυψε. Ο τύπος που χρησιμοποιήσαμε για να υπολογίσουμε την απόδοση είναι ο ακόλουθος [9]:

$$M_k = \sqrt{\sum_{i=1}^2 \max \{ \|p'_i - q'_i\|; p', q' \in Pareto\ kostos \}} \quad (2.4)$$

όπου M_k είναι η απόδοση για τον πίνακα Pareto $kostos$.

2.2.3 Ψευδοκώδικας (για συνδυασμό δύο αντικειμενικών)

Διάβασμα συντεταγμένων x και y από αρχείο excel

Γέμισμα πίνακα κόστους 1 (Ca)

Γέμισμα πίνακα κόστους 2 (Cb)

Εφαρμογή μεθόδου πλησιέστερου γείτονα για παραγωγή του πρώτου αντισώματος

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για παραγωγή των πρώτων μισών αντισωμάτων

Εφαρμογή random μεθόδου για παραγωγή των υπόλοιπων μισών αντισωμάτων

Αποθήκευση στον πίνακα P τον πίνακα komnoi και στον πίνακα veltisto kostos τον πίνακα kostos

Αρχικοποίηση του τελεστή υπερμετάλλαξης $Mr=0,5$ και της παραμέτρου πολλαπλασιασμού $b=1$

Δημιουργία των πινάκων Pareto P και Pareto kostos

Do until δεν έχει φτάσει ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων :

Δημιουργία των πινάκων Pareto komnoi και Pareto kostos komnoi

Υπολογισμός συνολικού αριθμού κλώνων F_c και δημιουργία πίνακα klwnoi

Εύρεση τυχαίας τιμής u για κάθε κλώνο

Αν $u \leq Mr$ τότε

ο κλώνος υφίσταται υπερμετάλλαξη

Αλλιώς

ο κλώνος υφίσταται διόρθωση

Τέλος Αν

Δημιουργία του πίνακα kostos klwnwn

Δημιουργία πινάκων Pareto klwnoi και Pareto kostos klwnwn

Αν αριθμός στοιχείων του Pareto klwnoi (w_{kl}) \leq αριθμός αντισωμάτων του komnoi (m) τότε

Αντικατάσταση των w_{kl} τυχαίων αντισωμάτων του πίνακα komnoi με τους w_{kl} κλώνους του πίνακα Pareto klwnoi και των αντίστοιχων κοστών τους

Αλλιώς

Αντικατάσταση των m πρώτων αντισωμάτων του πίνακα komnoi με τους m πρώτους κλώνους του πίνακα Pareto klwnoi και των αντίστοιχων κοστών τους

Τέλος Αν

Αντικατάσταση χειρότερων αντισωμάτων του P με τα καλύτερα αντισώματα του komnoi

Υπολογισμός του πίνακα Pareto P, Pareto kostos, του αριθμού των βέλτιστων αντισωμάτων w_P

End do

Εφαρμογή αλγόριθμου φυσαλίδας για ταξινόμηση του πίνακα Pareto kostos κατά αύξουσα σειρά

Σχεδιασμός διαγραμμάτων Pareto μετώπου

Υπολογισμός απόδοσης για πίνακες Pareto kostos

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3.1 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν (με τη μορφή πινάκων και διαγραμματικά) από την εκτέλεση του Αλγορίθμου Επιλογής Κλώνων για όλους τους συνδυασμούς kro δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων μέσω του προγράμματος MATLAB.

Τα αποτελέσματα που εξάγαμε για καθένα συνδυασμό ήταν τα ακόλουθα : ο τελικός αριθμός των βέλτιστων σωματιδίων wP , η απόδοση για τον πίνακα Pareto $kostos$ και μια διαγραμματική απεικόνιση του Pareto μετώπου για καθένα συνδυασμό.

3.1.1 Συνδυασμοί αντικειμενικών συναρτήσεων

Αφού εκτελέσαμε το πρόγραμμα για τον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων για κάθε συνδυασμό των kro , συγκεντρώσαμε τα αποτελέσματα για καθένα ξεχωριστά (αριθμητικά αποτελέσματα και διαγράμματα). Για να εξάγουμε τα καλύτερα διαγράμματα για συνδυασμούς δύο και τριών αντικειμενικών συναρτήσεων ελέγξαμε τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

- Τον αριθμό των βέλτιστων αντισωμάτων wP (όσο μεγαλύτερος τόσο καλύτερη η μέθοδος).
- Την απόδοση του πίνακα Pareto $kostos$ (όσο μεγαλύτερη τόσο καλύτερα).
- Την καμπυλότητα των διαγραμμάτων και τη διασπορά των σημείων (βέλτιστων αντισωμάτων) πάνω στο διάγραμμα.

Παρακάτω παρατίθενται συγκεντρωτικοί πίνακες που περιλαμβάνουν τα αποτελέσματα που προέκυψαν για όλους τους συνδυασμούς δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων καθώς και τα καλύτερα από τα διαγράμματα για συνδυασμούς δύο και τριών αντικειμενικών.

Συνδυασμός δύο αντικειμενικών συναρτήσεων

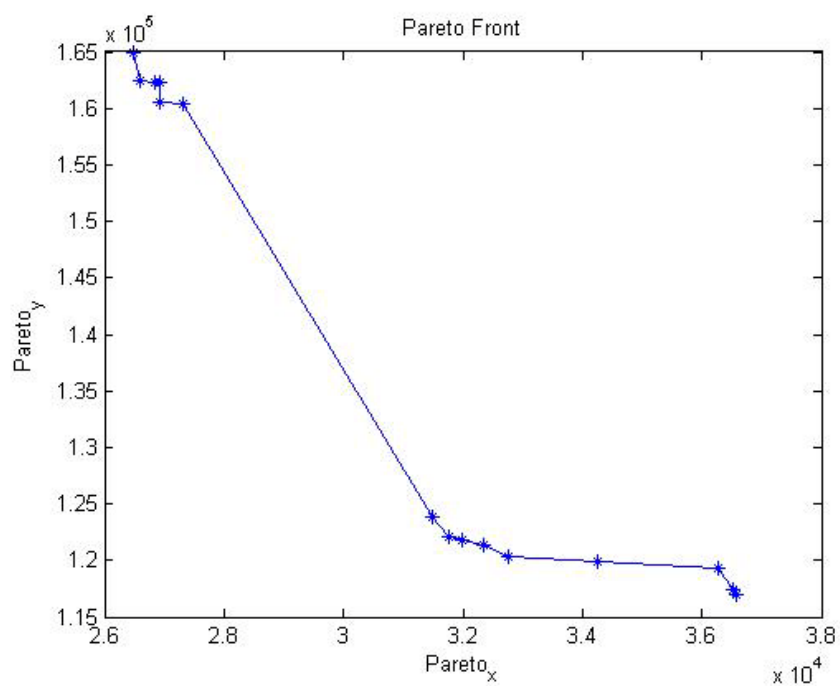
Συνδυασμοί kro	wP	Mk
A-B	15	240,8771
A-C	7	303,4741
A-D	17	258,2781
A-E	12	312,0846
B-C	9	283,1394
B-D	12	290,3286
B-E	13	245,6688
C-D	16	198,9654
C-E	10	248,4233
D-E	8	176,6348

Πίνακας 26. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για το συνδυασμό δύο αντικειμενικών συναρτήσεων.

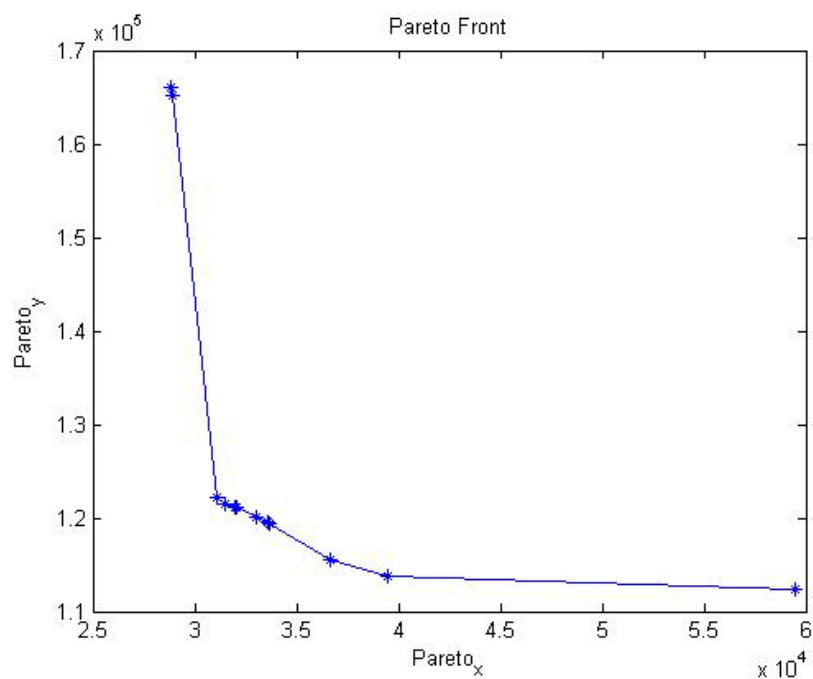
Από τον παραπάνω συγκεντρωτικό πίνακα μπορούμε να εξάγουμε τους τρεις καλύτερους συνδυασμούς λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των βέλτιστων αντισωμάτων wP και το μέτρο απόδοσης Mk του πίνακα Pareto kostos. Παρατηρούμε πως λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των βέλτιστων αντισωμάτων wP ο συνδυασμός kroA-kroD έχει το μεγαλύτερο αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων (wP=17). Στη συνέχεια ακολουθεί ο συνδυασμός kroC-kroD με αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων wP=16 και τρίτος είναι ο συνδυασμός kroA-kroB που έχει αρκετά μεγάλο αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων (wP=15). Τα τρία μεγαλύτερα μέτρα απόδοσης κόστους Mk κατά φθίνουσα σειρά έχουν οι συνδυασμοί kroA-kroE, kroA-kroC, kroB-kroD.

Τα καλύτερα διαγράμματα για τους συνδυασμούς δύο αντικειμενικών συναρτήσεων προέκυψαν μετά από σύγκριση που έγινε στην καμπυλότητα των διαγραμμάτων και τη διασπορά των σημείων (βέλτιστων αντισωμάτων) πάνω στο διάγραμμα. Δευτερεύοντα ρόλο είχε ο αριθμός των σημείων πάνω στην καμπύλη του διαγράμματος (βέλτιστα αντισώματα).

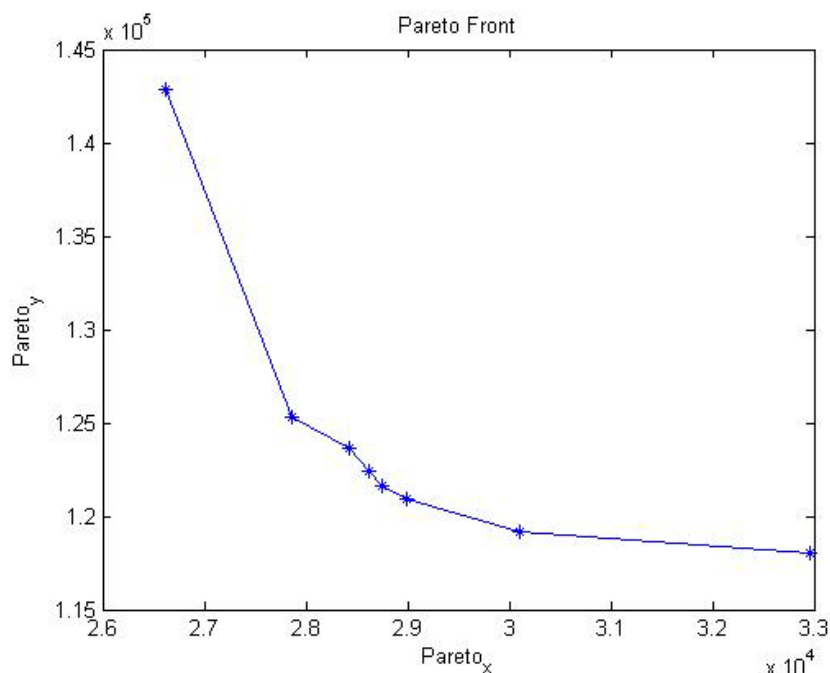
Τα καλύτερα διαγράμματα προέκυψαν για τους συνδυασμούς kroA-kroB, kroB-kroD και kroD-kroE.



Διάγραμμα 8. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για συνδυασμό kroA-kroB.



Διάγραμμα 9. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για συνδυασμό kroB-kroD.



Διάγραμμα 10. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για συνδυασμό kroD-kroE.

Συνδυασμός τριών αντικειμενικών συναρτήσεων

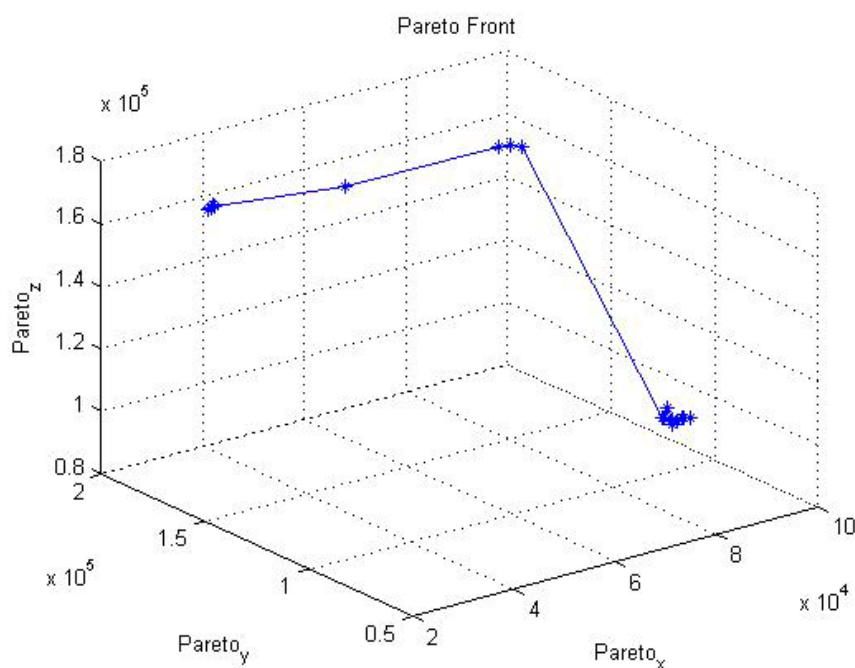
Συνδυασμοί kro	wP	Mk
A-B-C	17	465,6892
A-B-D	14	423,7178
A-B-E	21	473,2850
A-C-D	23	431,6693
A-C-E	25	490,0900
A-D-E	26	467,0911
B-C-D	14	466,9026
B-C-E	22	467,7123
B-D-E	30	476,5032
C-D-E	22	474,0243

Πίνακας 27. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για το συνδυασμό τριών αντικειμενικών συναρτήσεων.

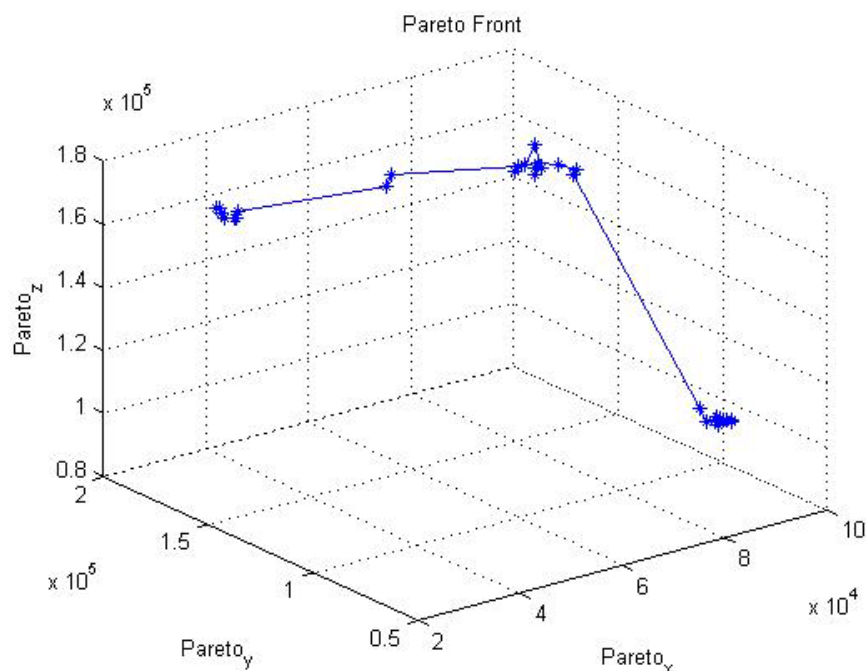
Από τον προηγούμενο συγκεντρωτικό πίνακα μπορούμε να εξάγουμε τους τρεις καλύτερους συνδυασμούς λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των βέλτιστων αντισωμάτων wP και το μέτρο απόδοσης Mk του πίνακα Pareto kostos. Παρατηρούμε πως λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των βέλτιστων αντισωμάτων wP ο συνδυασμός kroB-kroD-kroE έχει το μεγαλύτερο αριθμό βέλτιστων

αντισωμάτων ($wP=30$). Στη συνέχεια ακολουθεί ο συνδυασμός kroA-kroD-kroE με αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων $wP=26$ και τρίτος είναι ο συνδυασμός kroA-kroC-kroE που έχει αρκετά μεγάλο αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων ($wP=25$). Τα τρία μεγαλύτερα μέτρα απόδοσης κόστους M_k κατά φθίνουσα σειρά έχουν οι συνδυασμοί kroA-kroC-kroE, kroB-kroD-kroE και kroC-kroD-kroE.

Τα πιο αντιπροσωπευτικά διαγράμματα για τους συνδυασμούς τριών αντικειμενικών συναρτήσεων είναι τα διαγράμματα των συνδυασμών: kroA-kroB-kroC και kroB-kroD-kroE.



Διάγραμμα 11. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για συνδυασμό kroA-kroB-kroC.



Διάγραμμα 12. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για συνδυασμό kroB-kroD-kroE.

Συνδυασμός τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων

Συνδυασμοί kro	wP	Mk
A-B-C-D	30	516,6681
A-B-C-E	15	515,3058
A-B-D-E	25	489,3136
A-C-D-E	28	495,8282
B-C-D-E	26	493,4635
A-B-C-D-E	46	502,0506

Πίνακας 28. Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για το συνδυασμό τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

Διαγράμματα για τους συνδυασμούς τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων δεν μπορούν να αναπαρασταθούν.

Από τον παραπάνω συγκεντρωτικό πίνακα μπορούμε να εξάγουμε τους δύο καλύτερους συνδυασμούς λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των βέλτιστων αντισωμάτων wP και το μέτρο απόδοσης Mk του πίνακα Pareto kostos. Παρατηρούμε πως ο συνδυασμός kroA-kroB-kroC-kroD έχει το μεγαλύτερο αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων (wP=30) σε σχέση με τους υπόλοιπους τετραπλούς

συνδυασμούς και το υψηλότερο μέτρο απόδοσης κόστους M_k ίσο με 516,6681. Στη συνέχεια ακολουθεί ο συνδυασμός kroA-kroC-kroD-kroE με το δεύτερο υψηλότερο αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων ($wP=28$) αλλά με το τρίτο υψηλότερο μέτρο απόδοσης ($M_k=495,8282$) σε σχέση με τους άλλους συνδυασμούς για τέσσερις αντικειμενικές. Ο συνδυασμός kroA-kroB-kroC-kroD-kroE έχει αρκετά υψηλό αριθμό βέλτιστων αντισωμάτων ($wP=46$) και ένα ικανοποιητικό μέτρο απόδοσης κόστους ($M_k=502,0506$).

Στο επόμενο κεφάλαιο θα περιγραφούν αναλυτικά δύο αλγόριθμοι που θα χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια για να γίνει σύγκριση με τον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων. Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι: ο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης Γενετικός Αλγόριθμος II (NSGA-II) και ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization-PSO).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4.1 ΜΗ ΚΥΡΙΑΡΧΟΥΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ II (NSGA-II)

Ο Kalyanmou Deb σε συνεργασία με τους μαθητές του ανέπτυξαν το 2000 έναν ελιτιστικό γενετικό αλγόριθμο, που βασίζεται στην Pareto-κυριαρχία, επονομαζόμενος και NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm). Ο αλγόριθμος αυτός δεν χρησιμοποιεί μόνο μία στρατηγική διατήρησης του κυρίαρχου συνόλου, αλλά και ένα μηχανισμό διατήρησης της ποικιλομορφίας του πληθυσμού. Ο αλγόριθμος NSGA-II είναι ένας γενετικός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης με πολυαντικειμενικές συναρτήσεις. Η διαδικασία με την οποία εκτελείται είναι η ακόλουθη [10]:

Αρχικά παίρνουμε ένα πληθυσμό από N λύσεις που δημιουργείται με τυχαίο τρόπο. Στη συνέχεια εφαρμόζουμε crossover και mutation για την πρώτη γενιά απογόνων με τυχαία επιλογή γονέων. Για κάθε δύο γονείς δημιουργούμε δύο απογόνους, επομένως ο πληθυσμός διπλασιάζεται και γίνεται ίσος με $2 \cdot N$. Έπειτα ενώνουμε σε ένα διάνυσμα τους γονείς και τους απογόνους. Από το καινούργιο διάνυσμα βρίσκουμε τις κυρίαρχες και τις κυριαρχούμενες λύσεις.

Η διαφορά του NSGA-II από τους άλλους αλγορίθμους είναι ότι αντί να βρούμε ένα front βρίσκουμε πολλά fronts. Συγκεκριμένα βρίσκουμε το πρώτο front και το αφαιρούμε από το σύνολο των λύσεων. Έπειτα για τις υπόλοιπες λύσεις βρίσκουμε ένα καινούργιο front κτλ. Η διαδικασία σταματάει όταν όλες οι λύσεις έχουν ταξινομηθεί σε κάποιο front.

Η παραπάνω διαδικασία χρειάζεται γιατί από γενιά σε γενιά ο πληθυσμός πρέπει να παραμένει σταθερός και ίσος με N . Αν ο αρχικός πληθυσμός έχει 100 λύσεις και στο πρώτο front έχουμε πληθυσμό ίσο με 15 για να επιλέξουμε τις υπόλοιπες 85 υπολογίζουμε δύο παραμέτρους για καθεμία. Η πρώτη λέγεται rank και υποδηλώνει σε ποιο front ανήκει κάθε μέλος του πληθυσμού. Δηλαδή οι λύσεις που ανήκουν στο πρώτο front παίρνουν τιμή ίση με 1, στο δεύτερο ίση με 2, κτλ. Η δεύτερη παράμετρος λέγεται crowding distance και χρησιμοποιείται για να επιλεγονται όσο το δυνατό πιο απομακρυσμένες λύσεις για το κάθε front. Η crowding distance αναφέρεται σε λύσεις μόνο του ίδιου front και υπολογίζεται ακολουθώντας την εξής διαδικασία:

Αρχικά ταξινομούμε τις λύσεις του κάθε front ξεχωριστά. Οι δύο ακριανές λύσεις έχουν τιμή στην crowding distance ίση με άπειρο. Για κάθε ενδιάμεση λύση υπολογίζουμε την crowding distance βάσει του ακόλουθου τύπου:

$$I[i]_{distance} = I[i]_{distance} + (I[i + 1] \cdot m - I[i - 1] \cdot m) / (f_m^{max} - f_m^{min}) \quad (4.1)$$

όπου i είναι το μέλος του πληθυσμού, f_m^{max} είναι η μέγιστη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης και το f_m^{min} η ελάχιστη τιμή. Το $I[i+1]$ και το $I[i-1]$ είναι η τιμή της m αντικειμενικής συνάρτησης για το $i-1$ και το $i+1$ μέλος του πληθυσμού. Για την επόμενη γενιά η επιλογή γίνεται ως εξής:

Αν το πλήθος των στοιχείων του πρώτου front είναι μικρότερο από το N επιλέγεται όλο το πρώτο front και πηγαίνουμε στο δεύτερο. Αν το άθροισμα των στοιχείων του πρώτου και του δεύτερου front είναι μικρότερο από το N πηγαίνουμε στο τρίτο κτλ. Όταν το άθροισμα των στοιχείων γίνει μεγαλύτερο από το N για το front που θα γίνει έστω 5, παίρνουμε τα στοιχεία και επιλέγουμε αυτά που έχουν τη μεγαλύτερη crowding distance μέχρι ο αριθμός να γίνει ίσος με το N . Δηλαδή αν είχαμε πληθυσμό ίσο με 100 και στα πρώτα front το άθροισμα των στοιχείων είναι ίσο με 93 και τα στοιχεία του πέμπτου front είναι 15, τότε κάνουμε μία ταξινόμηση των 15 στοιχείων βάσει του crowding distance και επιλέγουμε τα 7 πρώτα για να συμπληρωθεί ο αριθμός 100.

Ο NSGA-II χρησιμοποιεί πάντα για την επιλογή των γονέων binary tournament selection. Στο tournament selection επιλέγεται μία ομάδα από μέλη του πληθυσμού και το καλύτερο από αυτά επιλέγεται σαν πρώτος γονέας για το crossover και σαν μοναδικός γονέας για το mutation. Για το δεύτερο γονέα στο crossover ξανακαλούμε τη διαδικασία του tournament selection με την ίδια λογική. Στη περίπτωση του binary tournament selection επιλέγονται δύο μέλη του πληθυσμού και ο καλύτερος από τους δύο επιλέγεται για γονέας.

Σε ένα multiobjective πρόβλημα αυτό που κάνει ο NSGA-II για να βρεθεί ο καλύτερος είναι η ακόλουθη διαδικασία:

Αρχικά επιλέγουμε τυχαία δύο λύσεις και η καλύτερη από αυτές είναι ο γονέας. Αν οι δύο λύσεις βρίσκονται σε διαφορετικά Pareto front τότε η καλύτερη είναι αυτή που βρίσκεται στο μικρότερο σε αριθμό front. Δηλαδή αν η μία λύση είναι στο 1 και η άλλη είναι στο 3 τότε επιλέγεται σαν καλύτερη αυτή που είναι στο 1. Αν τώρα είναι στο ίδιο front τότε επιλέγεται αυτή που έχει το μεγαλύτερο crowding distance.

4.1.1 Περιγραφή Αλγόριθμου

Αρχικά δημιουργούμε 100 αρχικές λύσεις και τις αποθηκεύουμε στον πίνακα κομνοί όπως ακριβώς κάναμε και στον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων.

Κατάσταση 0

Για να υπολογίσουμε τον πίνακα s , διαιρέσαμε το κάθε στοιχείο του πίνακα κομνοί με το μεγαλύτερο στοιχείο της γραμμής στην οποία βρίσκεται. Με τη διαίρεση που κάναμε μετατρέψαμε τον πίνακα κομνοί από το διακριτό στο συνεχή χώρο (πίνακα s). Τον πίνακα s που βρήκαμε τον αποθηκεύσαμε σε ένα πίνακα P και τον πίνακα $kostos$ σε ένα πίνακα $veltisto\ kostos$. Το P είναι ένας πίνακας στον οποίο αποθηκεύουμε τα καλύτερα άτομα (αυτά που έχουν το ελάχιστο κόστος) όλων των

προηγούμενων επαναλήψεων και το *veltisto kostos* ο πίνακας που αποθηκεύουμε τα αντίστοιχα κόστη των βέλτιστων αυτών ατόμων. Τους πίνακες *s* και *kostos* τους αποθηκεύσαμε επειδή είναι τα βέλτιστα αφού δεν έχει γίνει κάποια επανάληψη.

Συνέχεια π.χ : Στο μικρό παράδειγμα που αναφέρουμε ο μέγιστος αριθμός κάθε διανύσματος του πίνακα κομνοί είναι το 5. Ο πίνακας κομνοί είναι ίδιος με αυτόν που χρησιμοποιήθηκε στον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων. Άρα διαιρούμε όλα τα στοιχεία του πίνακα με το 5 και προκύπτει ο πίνακας θέσης *s*.

Πίνακας Θέσης <i>s</i> (όμοιος με Πίνακας <i>P</i>)					
άτομα\κελιά	1	2	3	4	5
1	0,2	0,4	1	0,6	0,8
2	0,4	0,2	1	0,8	0,6
3	1	0,4	0,6	0,2	0,8

Πίνακας 29. Ο πίνακας θέσης για τρία από τα άτομα.

Ο πίνακας *kostos* είναι ο ίδιος με αυτόν που υπολογίσαμε στον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων.

Συγκρίνοντας τα στοιχεία κάθε γραμμής (ατόμου) στον πίνακα *veltisto kostos* με τα στοιχεία όλων των άλλων γραμμών βρήκαμε τα κυρίαρχα στοιχεία Pareto του πίνακα *P* και τα αποθηκεύσαμε στον πίνακα Pareto *P* καθώς και τα αντίστοιχα κόστη των κυρίαρχων αυτών στοιχείων του πίνακα *veltisto kostos* τα αποθηκεύσαμε στον πίνακα Pareto *kostos*.

Επαναλήψεις

Αρχικά ταξινομούμε κάθε γραμμή του πίνακα *s* βάσει των μεταβλητών *rank* και *I*.

Αυτό γίνεται με τα εξής βήματα:

Δημιουργούμε τον πίνακα *rank* και ταξινομούμε τον πίνακα *s* και *kostos* με βάση τον *rank* με τη μέθοδο της φυσαλίδας (από το Pareto μέτωπο που έχει το μικρότερο αριθμό (*rank*=1) ως το Pareto μέτωπο με το μεγαλύτερο αριθμό (*rank*=τελευταίο)). Έπειτα σχηματίζουμε τον πίνακα *I*. Για κάθε Pareto μέτωπο το πρώτο και το τελευταίο στοιχείο έχουν άπειρες τιμές της απόστασης *I* ενώ οι ενδιάμεσες τιμές κάθε Pareto μετώπου υπολογίζονται από τον τύπο που αναφέρθηκε προηγουμένως (παράγραφος 4.1).

Στη συνέχεια ταξινομούμε το κάθε τμήμα του πίνακα *I* (κάθε τμήμα αντιστοιχεί σε ένα Pareto μέτωπο του πίνακα *rank*) με βάση τον αλγόριθμο της φυσαλίδας (από το μεγαλύτερο στο μικρότερο χωρίς να περιλαμβάνονται οι άπειρες τιμές) με ταυτόχρονη αλλαγή των *s(i)* και *kostos(i)* αντίστοιχα.

Αφού έχουμε ταξινομήσει τον πίνακα s βάσει των πινάκων $rank$ και I πρέπει έπειτα να επιλέξουμε δύο γονείς από τον πίνακα s . Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται 50 φορές ώστε να δημιουργήσουμε 100 απογόνους. Αυτό γίνεται με τον ακόλουθο τρόπο:

Επιλέγουμε για κάθε γονέα δύο τυχαίες λύσεις και από αυτές προτιμούμε εκείνη που βρίσκεται σε καλύτερη σειρά κατάταξης. Αφού έχουμε επιλέξει τους γονείς χρησιμοποιούμε τους παρακάτω τύπους για να δημιουργήσουμε δύο απογόνους ($O1$, $O2$) για κάθε ζεύγος γονέων.

$$O1 = (1 - g) * goneas1(j) + g * goneas2(j) \quad (4.2)$$

$$O2 = g * goneas1(j) + (1 - g) * goneas2(j) \quad (4.3)$$

Μόλις γεμίσουμε τον πίνακα αρογοποι με 100 λύσεις τις αποθηκεύουμε στον πίνακα $komnoi$ ar μετατρέποντας τις από συνεχείς τιμές σε διακριτές. Στη συνέχεια για κάθε απόγονο του πίνακα $komnoi$ υπολογίζουμε τα κόστη και τα αποθηκεύουμε στον πίνακα $kostos$ ar .

Συνέχεια π.χ.:

Στο παράδειγμά μας χρησιμοποιούμε τον πρώτο σε σειρά απόγονο του πίνακα αρογοποι για να εξηγήσουμε πως θα μετατρέψουμε τον πίνακα αρογοποι σε πίνακα $komnoi$ ar .

Έστω ότι έχουμε τον ακόλουθο πίνακα αρογοποι:

αρογοποι					
απόγονοι\κελί	1	2	3	4	5
1	0,1	0,3	0,9	0,5	0,6

Πίνακας 30. Ο πίνακας αρογοποι για ένα απόγονο.

Κοιτάζω στον πίνακα αρογοποι ποιος κόμβος είναι ο μικρότερος. Βλέπουμε ότι ο 1^{ος} κόμβος είναι ο μικρότερος με τιμή 0,1. Άρα στον πίνακα $komnoi$ στο αντίστοιχο πρώτο κελί βάζω τον αριθμό 1. Στη συνέχεια κοιτάζω στον πίνακα αρογοποι ποιο κελί έχει τη δεύτερη μικρότερη τιμή και διαπιστώνουμε πως είναι το δεύτερο. Άρα πάμε στον αντίστοιχο δεύτερο κελί του πίνακα $komnoi$ και βάζουμε τον αριθμό 2. Όμοια συνεχίζουμε και για τα υπόλοιπα κελιά μέχρι να συμπληρωθεί ο πίνακας $komnoi$.

komnoi ar					
απόγονοι\κελί	1	2	3	4	5
1	1	2	5	3	4

Πίνακας 31. Πίνακας με τη σειρά που κατέχει ο κάθε κόμβος στον πίνακα αρογοποι για τον πρώτο απόγονο

Αφού σχεδιάσαμε τον πίνακα κομνοί στη συνέχεια συμπληρώνουμε τον πίνακα kosten αρ βρίσκοντας τα κόστη μετάβασης μεταξύ των κόμβων λαμβάνοντας υπόψη του πίνακες κόστους C_a και C_b τα οποία και αθροίζουμε για καθένα άτομο.

Στη συνέχεια ενώνουμε τον πίνακα s και αρογοποι σε ένα ενιαίο πίνακα s και τους πίνακες kosten και kosten_{ar} σε ένα ενιαίο πίνακα kosten . Ταξινομούμε τους παραπάνω ενιαίους πίνακες s και kosten με τη μέθοδο που περιγράψαμε προηγουμένως (rank και l). Μετά δημιουργούμε τον πίνακα κομνοί με βάση τον ταξινομημένο ενιαίο πίνακα s (χρησιμοποιούμε τις 100 πρώτες λύσεις του πίνακα s που θα αποτελέσουν και τους 100 γονείς για επόμενη επανάληψη) με τρόπο που έχει αναφερθεί προηγουμένως και υπολογίζουμε τα κόστη για κάθε λύση του πίνακα κομνοί.

Επειδή θέλουμε να βελτιώσουμε τη λύση κάθε ατόμου που βρίσκουμε ξαναχρησιμοποιούμε τη μέθοδο 2-opt για 100 επαναλήψεις, με τον ίδιο τρόπο που έχουμε αναφέρει σε προηγούμενο βήμα για βελτίωση της λύσης του κάθε ατόμου σε κάθε επανάληψη.

Οι διαδρομές για καθένα άτομο στον πίνακα κομνοί αλλάζουν και ταυτόχρονα οι ίδιες αλλαγές γίνονται και στον πίνακα s (θα τον χρησιμοποιήσουμε παρακάτω για να κάνουμε σύγκριση και εναλλαγή αν χρειάζεται με τα αντίστοιχα άτομα του πίνακα P). Αν η νέα ταξινόμηση που θα προκύψει μετά την μέθοδο 2-opt δίνει σε κάποια άτομα μικρότερο κόστος από το ήδη υπάρχον κόστος που προκύπτει από τον πίνακα κομνοί, αντικαθιστώ τη διαδρομή αυτών των ατόμων στον πίνακα κομνοί και s καθώς και τα νέα κόστη που προκύπτουν, στον πίνακα kosten (και για C_a και για C_b). Αλλιώς κρατάω τις τιμές που είχα ήδη για τα συγκεκριμένα άτομα.

Συμπλήρωση νέου πίνακα P

Αφού δημιουργήθηκαν οι πίνακες s , κομνοί και kosten μετά την εφαρμογή της μεθόδου 2-opt έστω για μία τυχαία επανάληψη i στη συνέχεια συγκρίνουμε τα κόστη καθενός ατόμου με τα κόστη του αντίστοιχου ατόμου του πίνακα veltisto kosten της επανάληψης $i-1$. Αν κάποια κόστη για την επανάληψη i είναι μικρότερα ή ίσα από τα αντίστοιχα κόστη που βρίσκονται στον πίνακα veltisto kosten της επανάληψης $i-1$ τότε αντικαθιστούμε τα περιεχόμενα των κελιών του πίνακα s της επανάληψης i για τα άτομα με τα μικρότερα κόστη στα αντίστοιχα κελιά του πίνακα $P(i-1)$. Όμοια κάνουμε και για τα κόστη, όπου αντικαθιστούμε τα περιεχόμενα των κελιών του πίνακα kosten της επανάληψης i στα αντίστοιχα κελιά του πίνακα veltisto $\text{kosten}(i-1)$. Με αυτό τον τρόπο προκύπτει ο πίνακας P και ο πίνακας veltisto kosten για την επανάληψη i .

Δημιουργία πίνακα Pareto P και Pareto kosten για επανάληψη i

Αρχικά δημιουργήσαμε τον πίνακα Pareto kosten για κάθε επανάληψη i . Για να δημιουργήσουμε αυτό τον πίνακα τοποθετήσαμε σε ένα πίνακα τους πίνακες

veltisto kostos της επανάληψης i και τον πίνακα Pareto kostos της επανάληψης $i-1$ τους οποίους και συγκρίναμε μεταξύ τους. Συγκρίναμε τα κόστη των ατόμων του ενός πίνακα με τα κόστη του άλλου πίνακα (με τον ίδιο τρόπο όπως σε προηγούμενο βήμα). Όσα κόστη κυριαρχούνταν διαγράφονται και παραμένουν στο τέλος τα βέλτιστα κόστη στον πίνακα Pareto kostos(i) και τα βέλτιστα άτομα στον πίνακα Pareto P(i) τα οποία είναι τα άτομα που έχουν τα αντίστοιχα βέλτιστα κόστη στον πίνακα Pareto kostos(i).

Αποθηκεύουμε στη συνέχεια τον αριθμό του συνόλου των ατόμων του πίνακα Pareto P σε μια μεταβλητή w . Αφού τελειώσουν οι επαναλήψεις μετατρέπουμε τον τελικό πίνακα Pareto P σε πίνακα Pareto komnoi (με τον ίδιο τρόπο που μετατρέψαμε παραπάνω τον πίνακα s).

Στο σημείο αυτό απεικονίσαμε τα διαγράμματα Pareto front για όλες τις παραλλαγές των kro και υπολογίσαμε την απόδοση για τον πίνακα Pareto kostos με βάση τον ακόλουθο τύπο:

$$M_k = \sqrt{\sum_{i=1}^2 \max \{ \|p'_i - q'_i\|; p', q' \in \text{Pareto kostos} \}} \quad (4.4)$$

όπου M_k είναι η απόδοση για τον πίνακα Pareto kostos.

4.1.2 Ψευδοκώδικας (για συνδυασμό δύο αντικειμενικών)

Διάβασμα συντεταγμένων x και y από αρχείο excel

Γέμισμα πίνακα κόστους 1 (Ca)

Γέμισμα πίνακα κόστους 2 (Cb)

Εφαρμογή μεθόδου πλησιέστερου γείτονα για παραγωγή του πρώτου ατόμου

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για παραγωγή των πρώτων μισών ατόμων

Εφαρμογή random μεθόδου για παραγωγή των υπόλοιπων μισών ατόμων

Μετατροπή από διακριτές τιμές (komnoi) σε συνεχείς τιμές (s)

Αποθήκευση στον πίνακα P τον πίνακα s και στον πίνακα veltisto kostos τον πίνακα kostos

Δημιουργία των πινάκων Pareto P και Pareto kostos

Do until δεν έχει φτάσει ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων :

 Ταξινόμηση των s και kostos βάσει των rank και l

Do while να σχηματιστούν 100 απόγονοι

 Παραγωγή δύο γονέων

 Παραγωγή δύο απογόνων για κάθε ζεύγος γονέων

End do

 Μετατροπή του πίνακα αρογονοι από συνεχείς σε διακριτές τιμές (komnoi ap)

 Υπολογισμός του κόστους για κάθε απόγονο (kostos ap)

 Ένωση του s και αρογονοι σε ένα ενιαίο πίνακα s και των kostos και kostos ap σε ένα ενιαίο πίνακα kostos

 Ταξινόμηση των νέων πινάκων s και kostos βάσει των rank και l

Χρησιμοποίηση των 100 πρώτων στοιχείων του πίνακα s
Μετατροπή του νέου πίνακα s από συνεχείς σε διακριτές τιμές (komnoi)
Υπολογισμός του κόστους για κάθε άτομο του νέου πίνακα s
Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για βελτίωση της λύσης κάθε ατόμου (100 επαναλήψεις)
Αντικατάσταση χειρότερων αντισωμάτων του P με τα καλύτερα αντισώματα του s
Υπολογισμός του πίνακα Pareto P , Pareto kostos, του αριθμού των βέλτιστων ατόμων w

End do

Μετατροπή του πίνακα Pareto P από συνεχείς τιμές σε διακριτές (Pareto komnoi)
Εφαρμογή αλγόριθμου φυσαλίδας για ταξινόμηση του πίνακα Pareto kostos κατά αύξουσα σειρά
Σχεδιασμός διαγραμμάτων Pareto μετώπου
Υπολογισμός απόδοσης για πίνακες Pareto kostos

Στη συνέχεια ακολουθεί περιγραφή του αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization). Η παρακάτω παράγραφος καθώς και οι υποπαράγραφοι αυτής αποτελούν κομμάτι της διπλωματικής εργασίας με τίτλο “Επίλυση του προβλήματος Πλανόδιου Πωλητή με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις με χρήση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization)” της Ελένης Δελήμπασης. Για το λόγο αυτό θα ακολουθήσει μια συνοπτική περιγραφή του αλγόριθμου και αναφορά στον αντίστοιχο ψευδοκώδικα. Η μοναδική προσθήκη που έγινε ήταν η επίλυση του ίδιου προβλήματος για συνδυασμό τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

4.2 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΣΜΗΝΟΥΣ ΣΩΜΑΤΙΔΙΩΝ (PARTICLE SWARM OPTIMIZATION-PSO)

Ο Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (PSO) είναι ένας πολύ γνωστός αλγόριθμος της κατηγορίας των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους [6]. Αναπτύχθηκε από τους Kennedy και Eberhart για να προσομοιώσει την κοινωνική συμπεριφορά κάποιων οργανισμών όπως το πέταγμα των πουλιών σε μορφή σμήνους και την κίνηση των ψαριών κατά ομάδες [1]. Ο πληθυσμός των πιθανών λύσεων σχετίζεται με ένα σμήνος. Καθένα σωματίδιο αντιστοιχεί σε μια λύση του προβλήματος. Τα μέλη ενός σμήνους λειτουργούν μεμονωμένα ή και σε συνδυασμό ώστε να εκμεταλλευτούν τις πληροφορίες, εμπειρίες και ανακαλύψεις κάθε μέλους κατά τη διάρκεια αναζήτησης τροφής ώστε να φτάσουν σε αυτή με το βέλτιστο και ταχύτερο δυνατό τρόπο. Το ίδιο επιδιώκει και ο αλγόριθμος αυτός.

Η μέθοδος αυτή έχει χρησιμοποιηθεί σε πολλά προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης (στην κατηγορία αυτή ανήκει το πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή). Επίσης δημιουργήθηκε για να επιλύει συνεχή προβλήματα και οι εξισώσεις που χρησιμοποιεί είναι κατάλληλες για συνεχή προβλήματα.

Αρχικά δημιουργείται ένας αριθμός από σωματίδια όπου το καθένα έχει μια συγκεκριμένη θέση στο χώρο λύσεων και κινείται με συγκεκριμένη ταχύτητα. Η θέση που έχει στο χώρο καθένα σωματίδιο αντιπροσωπεύει μια συγκεκριμένη λύση στο πρόβλημα και εκφράζεται με ένα διάνυσμα η διαστάσεων στο χώρο λύσεων το οποίο αναπαριστάται ως s_{ij} , όπου $i=1,...,N$ και $j=1,...,n$. Το n είναι ο αριθμός των κόμβων και N είναι το μέγεθος του πληθυσμού. Η θέση του κάθε σωματιδίου εκτιμάται από μια προκαθορισμένη συνάρτηση ποιότητας. Αρχικά κάθε σωματίδιο τοποθετείται τυχαία σε ένα χώρο n διαστάσεων σαν υποψήφια λύση.

Η ταχύτητα u_{ij} εκφράζει τις αλλαγές που θα γίνουν για να κινηθεί το σωματίδιο από μία θέση σε μία άλλη. Τρεις παράγοντες μπορούν να αναπροσαρμόσουν την τροχιά της κίνησης του σωματιδίου. Ο πρώτος είναι να ακολουθήσει δική του διαδρομή, ο δεύτερος να κινηθεί προς τη βέλτιστη θέση που είχε κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων p_{ij} . Ο τρίτος είναι να κινηθεί προς τη θέση του βέλτιστου σωματιδίου σμήνους p_{gj} .

Οι ταχύτητες και οι θέσεις των σωματιδίων περιγράφονται με τις ακόλουθες δύο εξισώσεις :

$$u_{ij}(t+1) = u_{ij}(t) + c_1 rand1(p_{ij} - s_{ij}(t)) + c_2 rand2(p_{gj} - s_{ij}(t)) \quad (4.5)$$

$$s_{ij}(t+1) = s_{ij}(t) + u_{ij}(t+1) \quad (4.6)$$

Η μεταβλητή t είναι ένας μετρητής των επαναλήψεων, c_1 και c_2 είναι μεταβλητές επιτάχυνσης, δηλαδή ελέγχουν πόσο μακριά μπορεί να κινηθεί ένα σωματίδιο κατά τη διάρκεια μιας επανάληψης. Αρχικά χρησιμοποιούνταν και για τους δύο όρους της εξίσωσης (4.5) η ίδια μεταβλητή c όμως για μεγαλύτερη ευελιξία του

συστήματος προτίμησαν να χρησιμοποιήσουν δύο μεταβλητές c_1 και c_2 . Γενικά και οι δύο αυτές μεταβλητές παίρνουν την τιμή 2. Ο όρος $c_1 \cdot rand1(p_{ij} - s_{ij}(t))$ συσχετίζει την καλύτερη ατομική θέση του σωματιδίου με την τρέχουσα θέση του και ο όρος $c_2 \cdot rand2(p_{gj} - s_{ij}(t))$ συσχετίζει τη θέση του βέλτιστου σωματιδίου σμήνους με την τρέχουσα θέση του σωματιδίου που μελετάμε.

Μια βελτίωση του αρχικού αλγορίθμου η οποία είναι να χρησιμοποιηθεί ένα βάρος αδράνειας w , προτάθηκε από τους Shi και Eberhart. Το βάρος w ελέγχει την επιρροή των προηγούμενων ταχυτήτων σε σχέση με την τρέχουσα ταχύτητα. Ο νέος τύπος της ταχύτητας είναι ο ακόλουθος :

$$u_{ij}(t+1) = w \cdot u_{ij}(t) + c_1 \cdot rand1(p_{ij} - s_{ij}(t)) + c_2 \cdot rand2(p_{gj} - s_{ij}(t)) \quad (4.7)$$

Ο τύπος του βάρους αδράνειας είναι :

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \cdot t \quad (4.8)$$

όπου w_{max} είναι η μέγιστη τιμή του βάρους αδράνειας, w_{min} η ελάχιστη τιμή του και $iter_{max}$ ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.

Για να αποφευχθεί η απομάκρυνση από το ολικό βέλτιστο και να εξαλειφθούν οι παράμετροι που περιορίζαν την ταχύτητα των σωματιδίων χρησιμοποιείται ένας παράγοντας περιορισμού χ στις ταχύτητες. Ο ρόλος του παράγοντα περιορισμού είναι παρόμοιος με του βάρους αδράνειας. Ενώ το βάρος αδράνειας προσδιορίζεται εμπειρικά οι παράμετροι χ , c_1 και c_2 συνδέονται μεταξύ τους μέσω της σχέσης :

$$\chi = \frac{2}{|2 - c - \sqrt{c^2 - 4c}|} \text{ και } c = c_1 + c_2, \quad c > 4 \quad (4.9)$$

Ο νέος τύπος της ταχύτητας είναι ο ακόλουθος :

$$u_{ij}(t+1) = \chi \left(u_{ij}(t) + c_1 rand1(p_{ij} - s_{ij}(t)) + c_2 rand2(p_{gj} - s_{ij}(t)) \right) \quad (4.10)$$

Ο τύπος της θέσης s των σωματιδίων και για τις τρεις παραπάνω μεθόδους είναι παντού ο ίδιος [1, 7].

4.2.1 Περιγραφή Αλγόριθμου

Η διαδικασία που θα αναλύσουμε παρακάτω είναι για την επίλυση του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με δύο αντικειμενικές συναρτήσεις. Όμοια λύνεται και το πρόβλημα με περισσότερες αντικειμενικές συναρτήσεις [5].

Αρχικά για να παράγουμε το πρώτο σωματίδιο εφαρμόζουμε τη μέθοδο του Πλησιέστερου Γείτονα. Έπειτα για την παραγωγή των πρώτων μισών σωματιδίων εφαρμόζουμε τη μέθοδο 2-opt και τα υπόλοιπα μισά σωματίδια τα παράγουμε με τυχαίο τρόπο. Πριν ακόμη ξεκινήσουν οι 100 επαναλήψεις που θα εκτελέσουμε αρχικοποιούμε τις μεταβλητές της ταχύτητας u και της θέσης s . Αφού μετατρέψουμε τις λύσεις που έχουμε στον πίνακα κομνοί από διακριτές σε συνεχείς (πίνακας s), αποθηκεύουμε τα στοιχεία του πίνακα s στον πίνακα P (βέλτιστες λύσεις όλων των προηγούμενων επαναλήψεων) και τα αντίστοιχα κόστη στον πίνακα $veltisto\ kostos$. Στη συνέχεια συγκρίνοντας τις λύσεις του πίνακα $veltisto\ kostos$ μεταξύ τους βρίσκουμε τα Pareto κυρίαρχα κόστη τα οποία τα αποθηκεύουμε στον πίνακα Pareto $kostos$ και τα αντίστοιχα για τα κόστη αυτά σωματίδια αποθηκεύονται στον πίνακα Pareto P .

Για να βρούμε τους πίνακες θέσης s και ταχύτητας u για καθεμία επανάληψη (συνολικά εφαρμόζουμε 100 επαναλήψεις) χρησιμοποιούμε όποια από τις τρεις μεθόδους βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων θέλουμε ή και τις τρεις (αυτό το κάνουμε σε περίπτωση που προκύψει κάποια λύση καλύτερη από τη δεύτερη ή την τρίτη μέθοδο σε σχέση με την πρώτη μέθοδο).

1^η μέθοδος (απλή μέθοδος)

$$u_{ij}(t+1) = u_{ij}(t) + c_1 rand1(p_{ij} - s_{ij}(t)) + c_2 rand2(Pareto\ P_{gj} - s_{ij}(t))$$

$$s_{ij}(t+1) = s_{ij}(t) + v_{ij}(t+1)$$

2^η μέθοδος (με χρήση βάρους αδράνειας w)

$$u_{ij}(t+1) = w \cdot u_{ij}(t) + c_1 \cdot rand1(p_{ij} - s_{ij}(t)) + c_2 \cdot rand2(Pareto\ P_{gj} - s_{ij}(t))$$

$$s_{ij}(t+1) = s_{ij}(t) + v_{ij}(t+1)$$

3^η μέθοδος (με χρήση παράγοντα περιορισμού χ)

$$\chi = \frac{2}{|2 - c - \sqrt{c^2 - 4c}|} \text{ και } c = c_1 + c_2, \quad c > 4$$

$$u_{ij}(t+1) = \chi \left(u_{ij}(t) + c_1 rand1(p_{ij} - s_{ij}(t)) + c_2 rand2(Pareto\ P_{gj} - s_{ij}(t)) \right)$$

$$s_{ij}(t+1) = s_{ij}(t) + v_{ij}(t+1)$$

Αφού βρούμε το νέο πίνακα θέσης s για κάθε επανάληψη τον μετατρέπουμε σε πίνακα κομνοί και υπολογίζουμε το καινούργιο κόστος για κάθε σωματίδιο (και για Ca και για Cb) το οποίο το αποθηκεύουμε στο νέο πίνακα $kostos$.

Επειδή θέλουμε να βελτιώσουμε τη λύση που βρίσκουμε ξαναχρησιμοποιούμε τη μέθοδο 2-opt για 100 επαναλήψεις, με τον ίδιο τρόπο που έχουμε αναφέρει προηγουμένως για βελτίωση της λύσης του κάθε σωματιδίου σε κάθε επανάληψη. Αφού γίνουν οι βελτιώσεις στις λύσεις αντικαθιστούμε τα χειρότερα σωματίδια του πίνακα P με τα καλύτερα σωματίδια του πίνακα s και τα αντίστοιχα κόστη τους. Έπειτα εξάγουμε τους πίνακες Pareto P και Pareto kostos και βρίσκουμε το βέλτιστο σωματίδιο του σμήνους καθώς και τον αριθμό των βέλτιστων σωματιδίων. Αφού τελειώσουν οι επαναλήψεις απεικονίζουμε τα Pareto μέτωπα και υπολογίζουμε το μέτρο απόδοσης κόστους για τον πίνακα Pareto kostos.

4.2.2 Ψευδοκώδικας

Επιλογή αριθμού μεθόδου

Επιλογή αριθμού κόμβων

Διάβασμα συντεταγμένων x και y από αρχείο excel

Γέμισμα πίνακα κόστους 1 (Ca)

Γέμισμα πίνακα κόστους 2 (Cb)

Εφαρμογή μεθόδου πλησιέστερου γείτονα για παραγωγή του πρώτου σωματιδίου

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για παραγωγή των πρώτων μισών σωματιδίων

Εφαρμογή random μεθόδου για παραγωγή των υπόλοιπων μισών σωματιδίων

Αρχικοποίηση της θέσης και της ταχύτητας κάθε σωματιδίου

Αποθήκευση στον πίνακα P τον πίνακα s και στον πίνακα veltisto kostos τον πίνακα kostos

Υπολογισμός του πίνακα Pareto P, Pareto kostos, του βέλτιστου σωματιδίου g ολόκληρου του σμήνους και του αριθμού των βέλτιστων σωματιδίων w

Do until δεν έχει φτάσει ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων :

 Υπολογισμός της ταχύτητας κάθε σωματιδίου με κάποια από τις τρεις μεθόδους

 Υπολογισμός της νέας θέσης του κάθε σωματιδίου

 Δημιουργία του πίνακα κόμβων (komnoi) με βάση το νέο πίνακα θέσης s

 Δημιουργία του πίνακα κόστους (kostos) από τον πίνακα κόμβων

 Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για βελτίωση της λύσης κάθε σωματιδίου

 Αντικατάσταση χειρότερων σωματιδίων του P με τα καλύτερα σωματίδια του s

 Υπολογισμός του πίνακα Pareto P, Pareto kostos, του βέλτιστου σωματιδίου g ολόκληρου του σμήνους και του αριθμού των βέλτιστων σωματιδίων w

End do

Εφαρμογή αλγόριθμου φυσαλίδας για ταξινόμηση του πίνακα Pareto kostos κατά αύξουσα σειρά

Σχεδιασμός διαγραμμάτων Pareto μετώπου

Υπολογισμός απόδοσης για πίνακες Pareto kostos

4.3 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΩΝ ΤΡΙΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Για να γίνει η σύγκριση μεταξύ των τριών αλγορίθμων παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα για όλους τους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων και για τους τρεις αλγόριθμους στους παρακάτω συγκεντρωτικούς πίνακες.

	Μέθοδος									
	CSA		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 2 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B	15	240,8771	4	348,6548	9	363,3594	4	360,2046	2	333,0224
A-C	7	303,4741	6	388,0560	7	402,1784	6	381,8049	5	402,6900
A-D	17	258,2781	8	333,1878	6	312,9049	4	289,0979	5	388,5873
A-E	12	312,0846	5	425,2669	6	362,8278	9	393,1715	4	384,3312
B-C	9	283,1394	4	397,1808	5	382,3572	4	359,5147	8	402,6960
B-D	12	290,3286	8	405,9138	4	374,0557	6	373,7342	7	410,5412
B-E	13	245,6688	7	358,2546	3	385,3117	6	362,6772	3	382,7802
C-D	16	198,9654	4	368,4143	4	353,6629	4	396,5032	2	392,6577
C-E	10	248,4233	4	360,5648	4	348,8038	9	398,7766	3	391,8747
D-E	8	176,6348	9	382,6620	6	389,6072	9	371,9915	5	385,9500

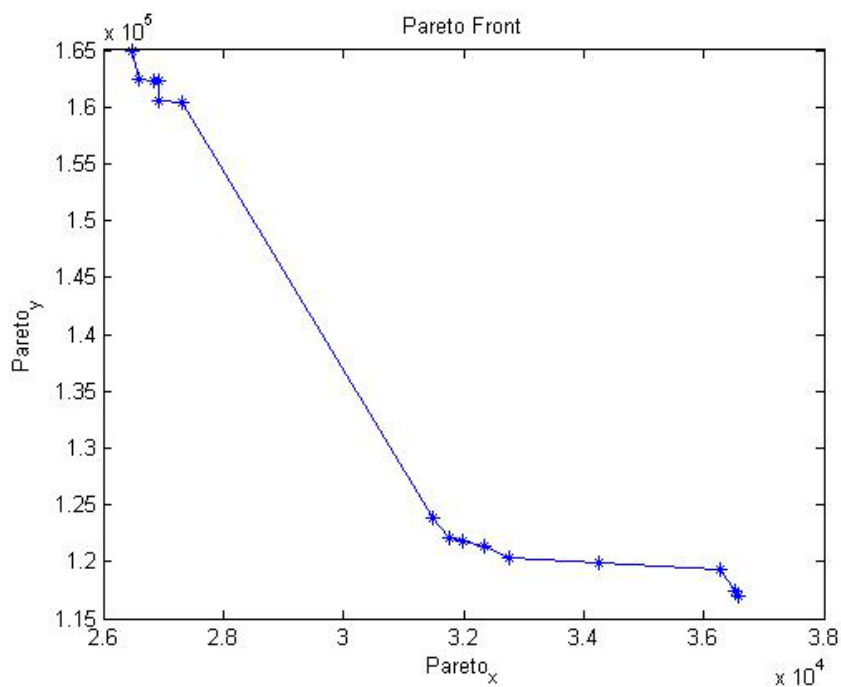
Πίνακας 32. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς δύο αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον προηγούμενο πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τριών αλγορίθμων μεταξύ τους:

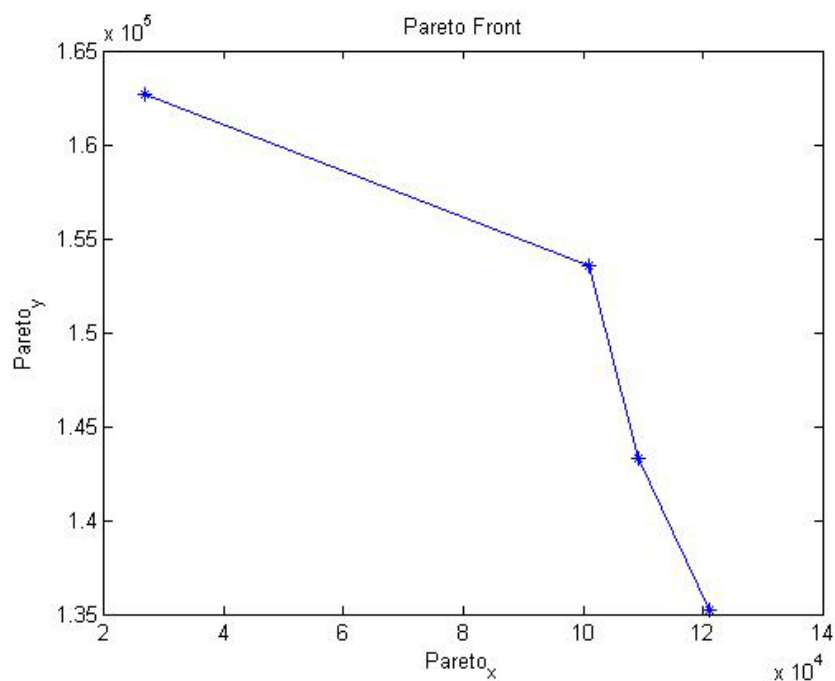
- Όσο αφορά τον αριθμό των βέλτιστων λύσεων (w) διαπιστώνουμε πως ο αλγόριθμος Clonal Selection (CSA) υπερέχει σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους. Μόνο στο συνδυασμό αντικειμενικών kroA-kroC ο αριθμός βέλτιστων λύσεων της μεθόδου 2 του αλγόριθμου Particle Swarm Optimization (PSO) κατάφερε να ισοβαθμήσει με την αντίστοιχη μεταβλητή της μεθόδου CSA και στο συνδυασμό kroD-kroE ο αλγόριθμος PSO υπερέχει στις μεθόδους 1 και 3.
- Όσο αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους μπορούμε να διαπιστώσουμε πως σε όλους τους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων προκύπτει μικρότερο στον αλγόριθμο Clonal Selection (CSA) σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους. Το χαμηλό μέτρο απόδοσης κόστους οφείλεται στο γεγονός ότι όλα τα διαγράμματα δεν εκτείνονται αρκετά ως προς κάθε διάστασή τους όσο τα διαγράμματα των άλλων δύο αλγορίθμων.

Παρακάτω παρατίθενται οι γραφικές απεικονίσεις για συνδυασμούς δύο αντικειμενικών συναρτήσεων και για τους τρεις αλγόριθμους.

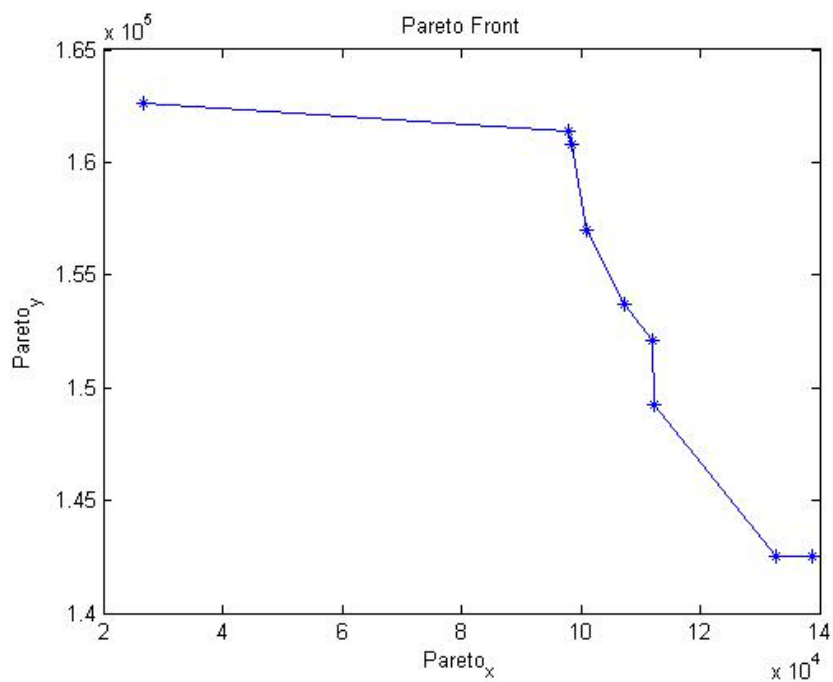
Συνδυασμός kroA-kroB



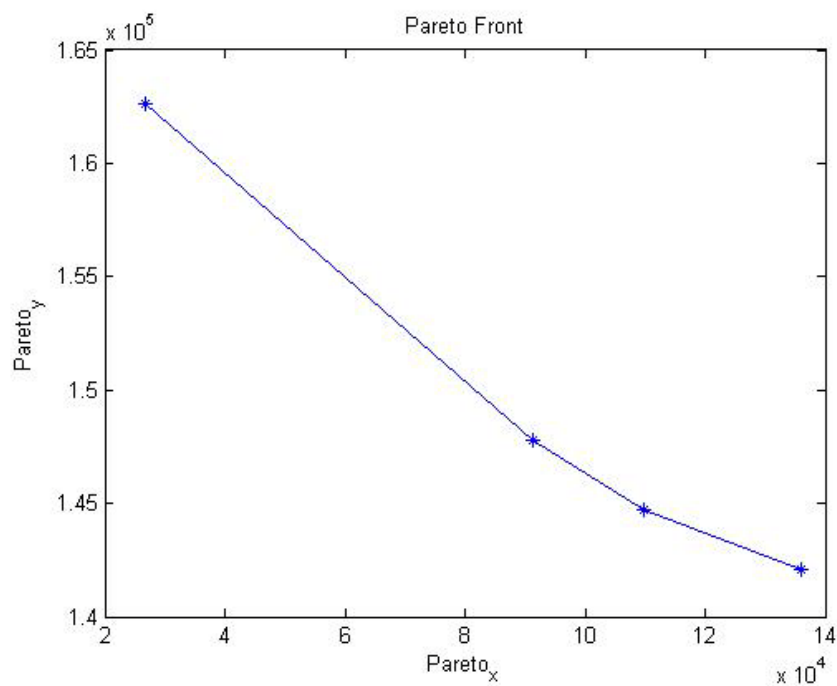
Διάγραμμα 13. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο CSA.



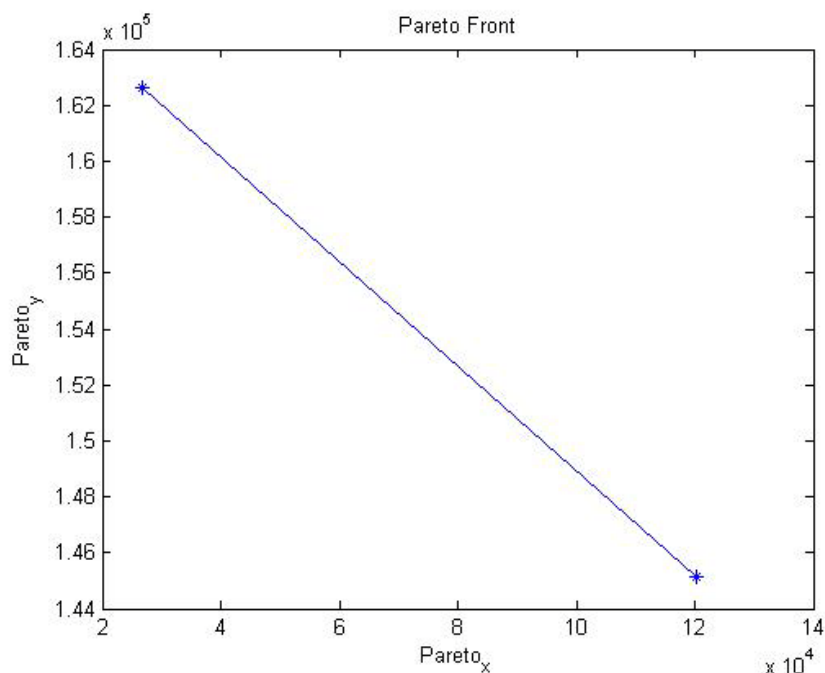
Διάγραμμα 14. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 1.



Διάγραμμα 15. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 2.



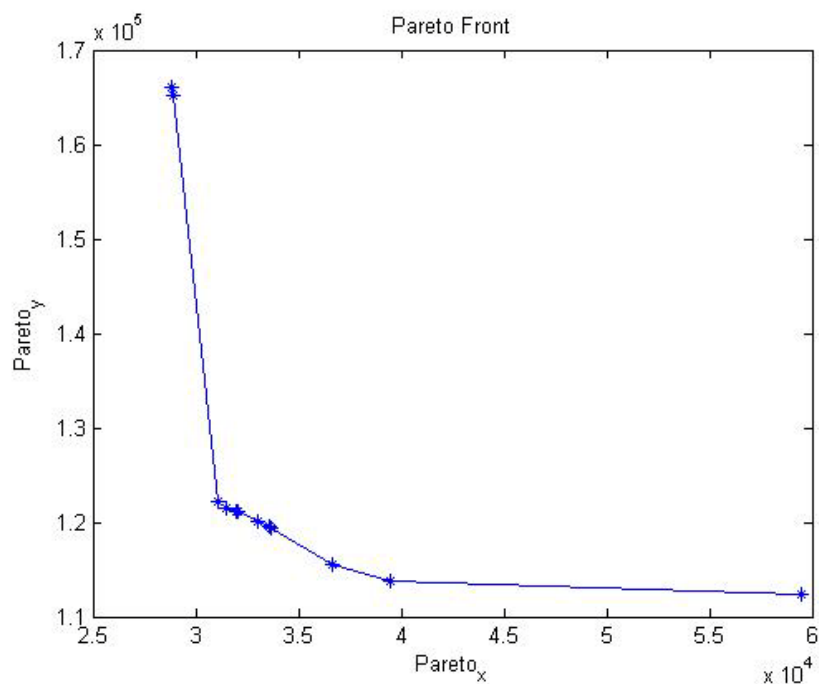
Διάγραμμα 16. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 3.



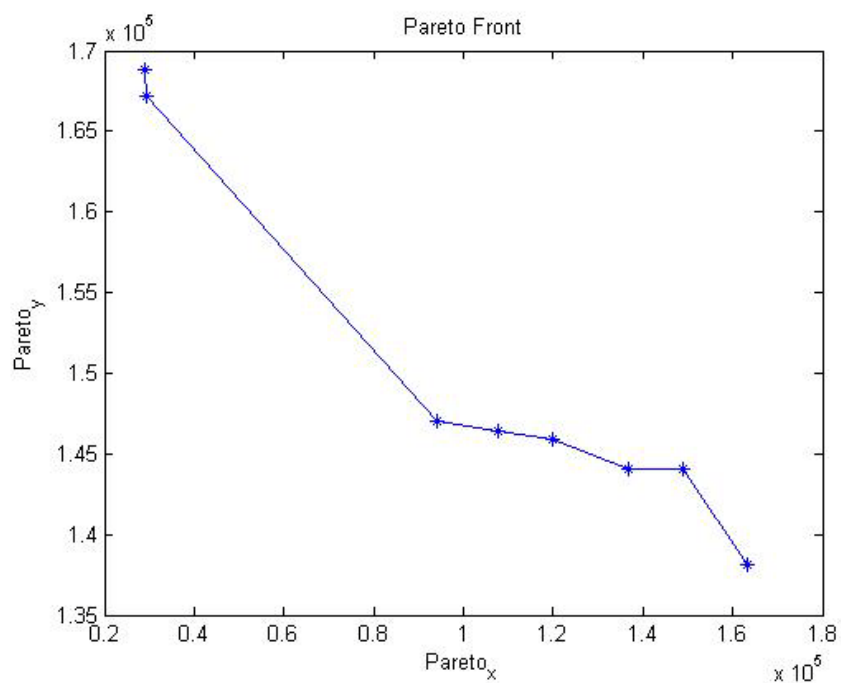
Διάγραμμα 17. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο NSGA-II.

Στο συγκεκριμένο συνδυασμό προκύπτει ότι ο αλγόριθμος CSA παρουσιάζει καλύτερο διάγραμμα σε σύγκριση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων. Ο αριθμός των βέλτιστων αντισωμάτων είναι πολύ μεγαλύτερος (15), η καμπυλότητα του διαγράμματος είναι πολύ καλύτερη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα του χώρου λύσεων και η διασπορά των σημείων πάνω στη καμπύλη είναι πολύ μεγάλη σε σχέση με τη διασπορά των σημείων στα άλλα διαγράμματα.

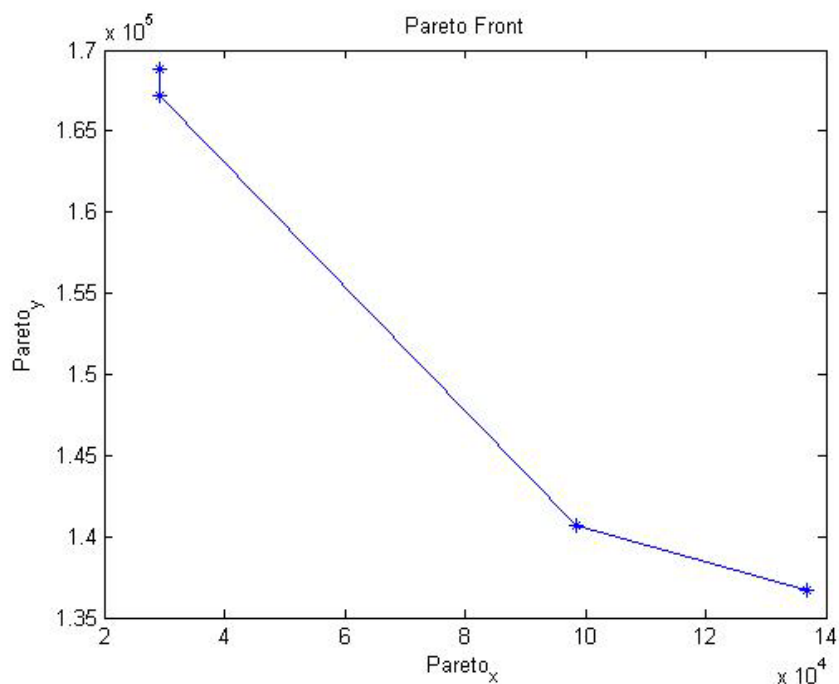
Συνδυασμός kroB-kroD



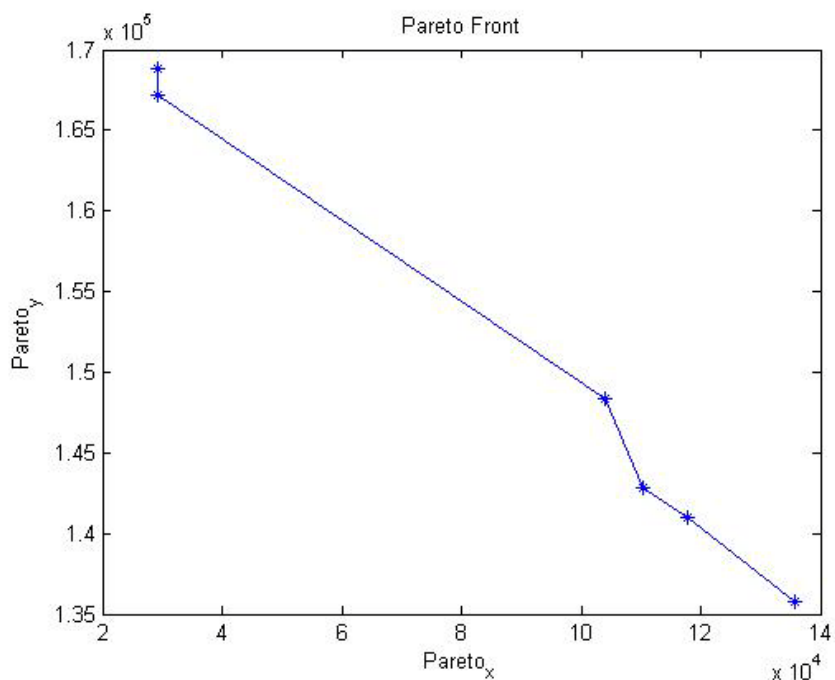
Διάγραμμα 18. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο CSA.



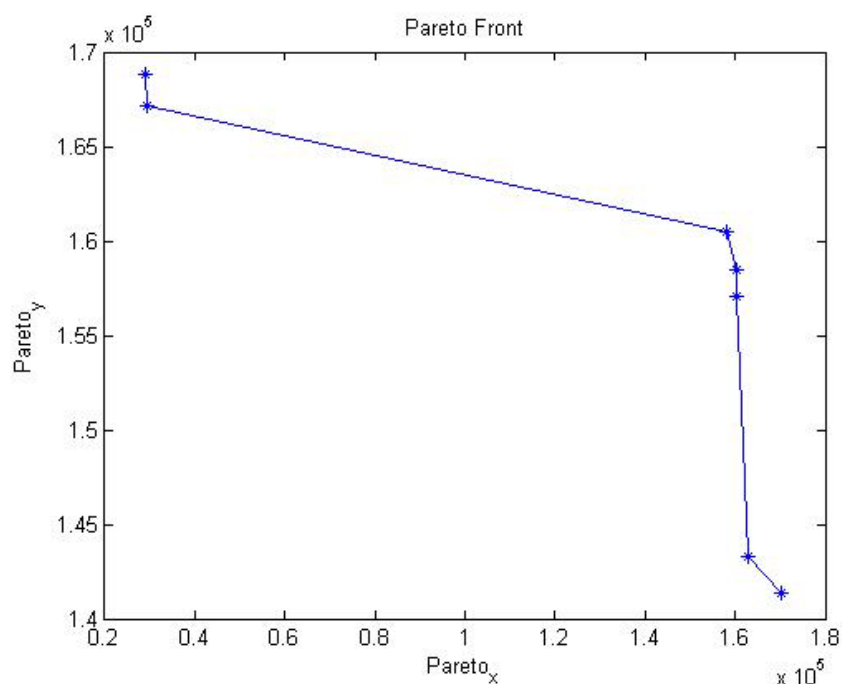
Διάγραμμα 19. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 1.



Διάγραμμα 20. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 2.



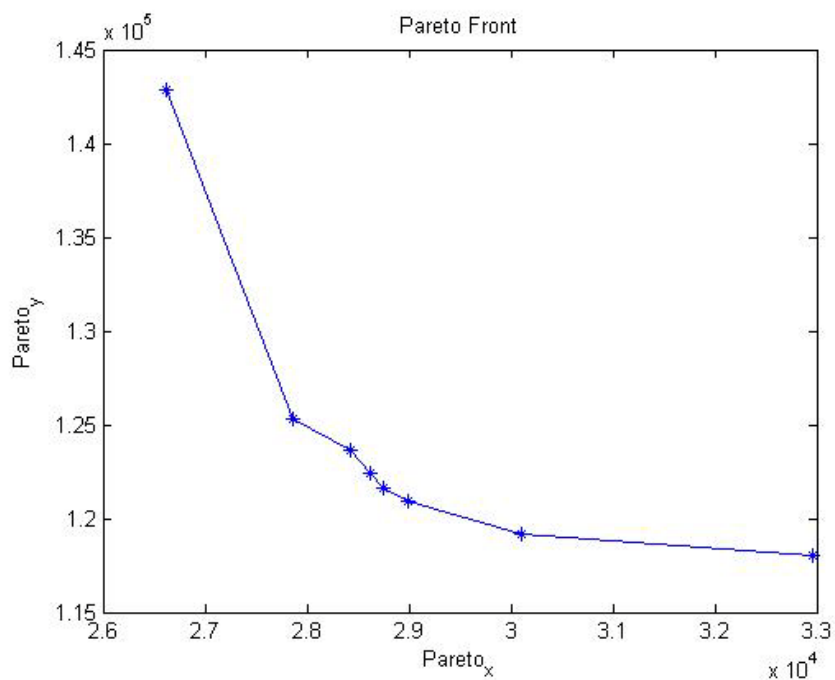
Διάγραμμα 21. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 3.



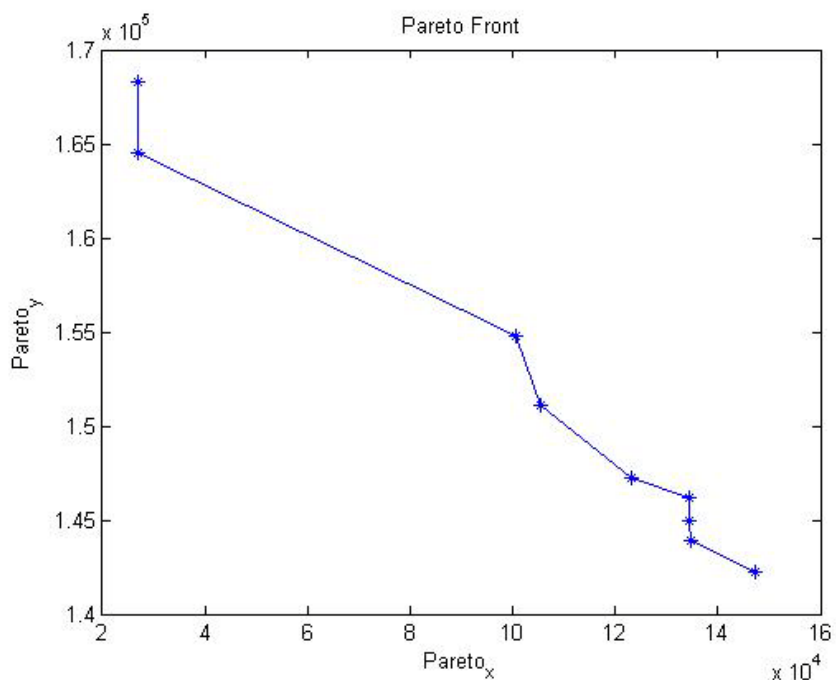
Διάγραμμα 22. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο NSGA-II.

Στο συγκεκριμένο συνδυασμό προκύπτει ότι ο αλγόριθμος CSA παρουσιάζει καλύτερο διάγραμμα σε σύγκριση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων. Ο αριθμός των βέλτιστων αντισωμάτων είναι πολύ μεγαλύτερος (12), η καμπυλότητα του διαγράμματος είναι πολύ καλύτερη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα του χώρου λύσεων και η διασπορά των σημείων πάνω στη καμπύλη είναι πολύ μεγάλη σε σχέση με τη διασπορά των σημείων στα άλλα διαγράμματα.

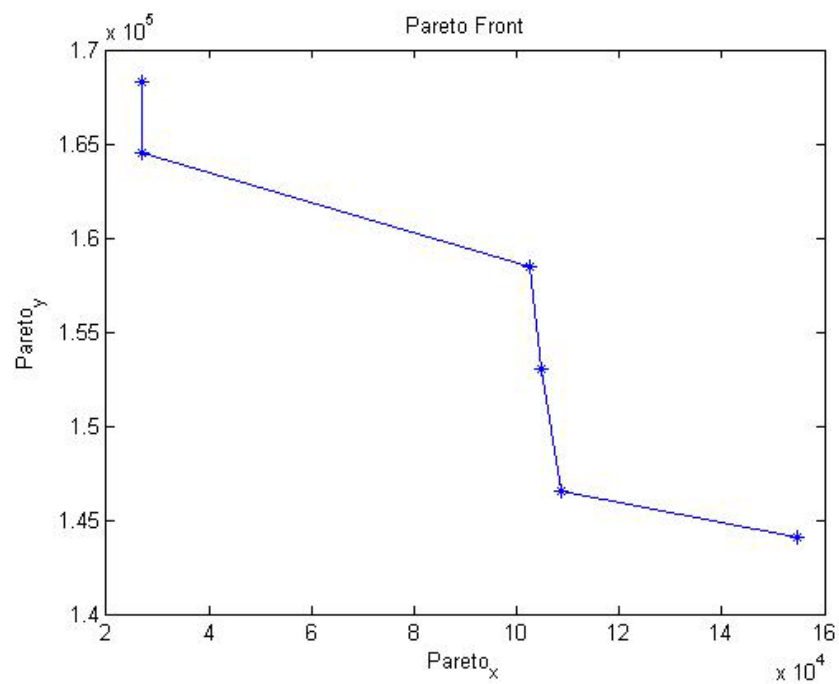
Συνδυασμός kroD-kroE



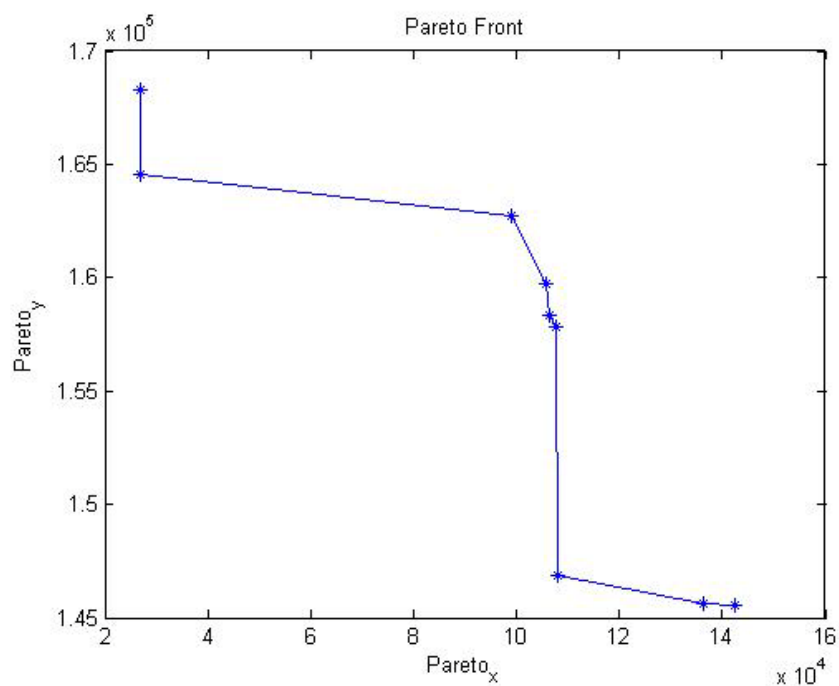
Διάγραμμα 23. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο CSA.



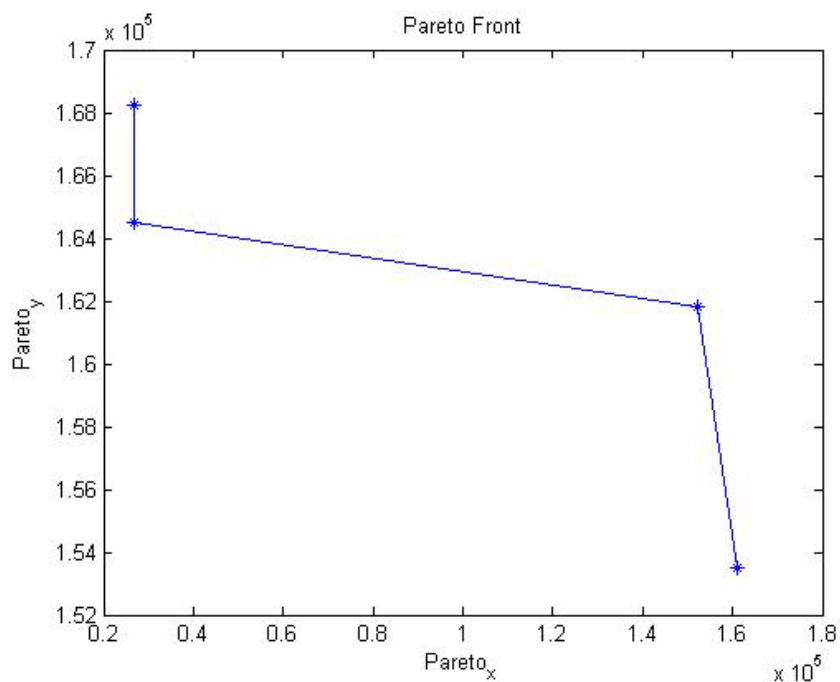
Διάγραμμα 24. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 1.



Διάγραμμα 25. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 2.



Διάγραμμα 26. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο PSO μέθοδο 3.



Διάγραμμα 27. Απεικόνιση του Pareto μετώπου για αλγόριθμο NSGA-II.

Στο συγκεκριμένο συνδυασμό προκύπτει ότι ο αλγόριθμος CSA παρουσιάζει καλύτερο διάγραμμα σε σύγκριση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων. Ο αριθμός των βέλτιστων αντισωμάτων δεν είναι ο μεγαλύτερος (8), η καμπυλότητα του διαγράμματος όμως είναι πολύ καλύτερη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα του χώρου λύσεων και η διασπορά των σημείων πάνω στη καμπύλη είναι μεγάλη σε σχέση με τη διασπορά των σημείων στα άλλα διαγράμματα.

	Μέθοδος									
	CSA		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 3 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B-C	17	465,6892	14	428,8701	18	450,6896	17	456,9208	7	446,2135
A-B-D	14	423,7178	9	372,8500	19	443,5024	17	414,6340	4	390,3854
A-B-E	21	473,2850	15	423,0436	17	430,3485	13	434,3957	15	484,8048
A-C-D	23	431,6693	17	434,8768	15	439,9385	12	432,7229	10	446,0371
A-C-E	25	490,0900	11	450,4777	10	422,0964	14	459,6869	13	458,9854
A-D-E	26	467,0911	14	447,2412	12	422,5827	6	376,5524	15	463,4097
B-C-D	14	466,9026	11	441,1742	14	433,5403	17	431,3506	19	464,7986
B-C-E	22	467,7123	12	418,1404	12	453,8287	17	453,2650	13	468,5742
B-D-E	30	476,5032	16	424,6554	14	444,3363	17	436,4284	20	462,8306
C-D-E	22	474,0243	16	446,9029	12	426,8000	7	417,1574	17	448,4641

Πίνακας 33. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς τριών αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον προηγούμενο πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τριών αλγόριθμων μεταξύ τους:

- Όσο αφορά τον αριθμό των βέλτιστων λύσεων (w) διαπιστώνουμε πως ο αλγόριθμος Clonal Selection (CSA) υπερέχει σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους σε επτά από τους δέκα συνδυασμούς.
- Όσο αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους (Mk) καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι σε έξι από τους δέκα συνδυασμούς υπερέχει στον αλγόριθμο Clonal Selection (CSA) σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους. Επιπλέον σε ένα συνδυασμό (kroA-kroC-kroD) προκύπτει ότι ο αλγόριθμος CSA δίνει το μικρότερο μέτρο απόδοσης κόστους σε σχέση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων.

**Επίλυση του προβλήματος Πλανόδιου πωλητή με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις
με χρήση του Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων**

Μέθοδος										
	CSA		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 4 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B-C-D	30	516,6681	21	494,5034	26	461,7434	24	488,6671	13	484,0148
A-B-C-E	15	515,3058	21	480,3259	17	493,3638	19	489,3415	21	511,8110
A-B-D-E	25	489,3136	12	464,1168	29	482,1794	17	449,6575	22	498,4497
A-C-D-E	28	495,8282	25	485,0773	22	488,0469	22	496,3721	26	509,3881
B-C-D-E	26	493,4635	16	470,7547	24	475,2375	24	505,3167	22	509,1771

Πίνακας 34. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς τεσσάρων αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον προηγούμενο πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τριών αλγόριθμων μεταξύ τους:

- Όσο αφορά τον αριθμό των βέλτιστων λύσεων (w) διαπιστώνουμε πως ο αλγόριθμος Clonal Selection (CSA) υπερέχει σε σχέση με τους άλλους δύο αλγόριθμους σε τρεις από τους πέντε συνδυασμούς. Στο συνδυασμό kroA-kroB-kroC-kroE ο αριθμός των βέλτιστων λύσεων (w) του αλγόριθμου CSA είναι ο μικρότερος σε σχέση με τις τιμές των αντίστοιχων μεταβλητών στους άλλους δύο αλγόριθμους.
- Όσο αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους (Mk) παρατηρούμε πως στους δύο πρώτους συνδυασμούς, για τον αλγόριθμο CSA είναι μεγαλύτερο σε σχέση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγόριθμων.

Μέθοδος										
	CSA		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 5 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B-C-D-E	46	502,0506	24	500,5018	33	540,8328	34	518,6546	27	525,8698

Πίνακας 35. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον παραπάνω πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος CSA υπερέχει στον αριθμό των βέλτιστων λύσεων σε σύγκριση με τους άλλους δύο αλγόριθμους. Αντίθετα το μέτρο απόδοσης κόστους του αλγόριθμου CSA είναι το δεύτερο μικρότερο σε σχέση με αντίστοιχα των υπόλοιπων αλγόριθμων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται η παρουσίαση ενός νέου αλγόριθμου, του αλγόριθμου Εξέλιξη του Ιού της Γρίπης. Το συγκεκριμένο όνομα του αλγορίθμου δόθηκε στηριζόμενο στον τρόπο με τον οποίο εξελίσσεται ο ιός της Γρίπης όταν προσβάλλει έναν οργανισμό ξενιστή.

Στα δύο επόμενα υποκεφάλαια γίνεται αναφορά στη δομή των ιών γενικά, τον τρόπο με τον οποίο ο ιός της Γρίπης προσβάλλει έναν οργανισμό ξενιστή, μεταδίδεται από έναν οργανισμό σε έναν άλλο, μεταλλάσσεται και αναφέρονται μέτρα εξάλειψης των συμπτωμάτων και πρόληψης του πολλαπλασιασμού του ιού σε όλο το σώμα.

Στο τρίτο υποκεφάλαιο περιγράφεται ο αλγόριθμος ο οποίος προσομοιώνει την διαδικασία της ετήσιας εξέλιξης της Γρίπης σε ένα μονωμένο, σταθερού αριθμού ατόμων, πληθυσμό ή πληθυσμούς.

Στο τέταρτο υποκεφάλαιο παρουσιάζονται τα αριθμητικά και γραφικά αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή του αλγόριθμου στο πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή με μία αλλά και με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις.

5.1 ΙΟΙ

5.1.1 Εισαγωγικά στοιχεία

Οι ιοί και τα βακτήρια είναι οι απλούστερες μορφές ζωής. Έχουν χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα για τη διερεύνηση των θεμελιωδών μηχανισμών της ζωής και έχουν βοηθήσει πολύ στην κατανόηση της λειτουργίας των πολύπλοκων οργανισμών σε μοριακό επίπεδο. Επίσης η μελέτη τους παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον, γιατί συνεισφέρει σημαντικά στην ανάπτυξη μεθόδων για τη θεραπεία των ασθενειών τις οποίες προκαλούν. Η ύπαρξή τους διαπιστώθηκε για πρώτη φορά τον 19ο αιώνα και παρατηρήθηκαν στο ηλεκτρονικό μικροσκόπιο κατά τον 20ο αιώνα, όταν έγινε δυνατή η κρυστάλωσή τους.

Κατά γενική αποδοχή οι ιοί μεταλλάσσονται και εξελίσσονται, αν και δεν υπάρχει γενική συμφωνία για το αν μπορούν να θεωρηθούν έμβια συστήματα. Η μελέτη του γενετικού υλικού διαφόρων ιών έδειξε περισσότερες ομοιότητες με το γενετικό υλικό των ξενιστών τους παρά με το γενετικό υλικό άλλων ιών. Ακόμη το γεγονός ότι τα γονιδιώματα των ιών έχουν σημαντικές ομοιότητες με ορισμένα κυτταρικά γενετικά στοιχεία, όπως τα πλασμίδια και τα μεταθετά στοιχεία, υποδεικνύει ότι οι ιοί προέρχονται από κομμάτια κυτταρικού νουκλεϊνικού οξέος με εξειδικευμένη

δομή. Σε αντίθεση με το κύτταρο που είναι η θεμελιώδης μονάδα της ζωής, ο ιός δεν είναι τίποτε περισσότερο από νουκλεϊκό οξύ και πρωτεΐνες. Μόνο όταν βρεθεί μέσα σε ένα κύτταρο ξενιστή ο ιός “ξυπνά” και εκφράζει τη χαρακτηριστική ιδιότητα των ζωντανών οργανισμών, δηλαδή την αναπαραγωγή. Οι ιοί έχουν τις εξής ιδιότητες [3]:

- Είναι ενδοκυτταρικά παράσιτα και χρειάζονται υποχρεωτικά ένα κύτταρο ξενιστή για να πραγματοποιήσουν όλες τις βιολογικές τους λειτουργίες που είναι απαραίτητες για την αναπαραγωγή τους.
- Είναι μικρότεροι και από τα πιο μικρά βακτήρια και είναι ορατοί μόνο με τη βοήθεια ηλεκτρονικού μικροσκοπίου.
- Έχουν ένα μόνο τύπο νουκλεϊκών οξέων, είτε DNA είτε RNA, αλλά ποτέ και τα δύο. Το νουκλεϊκό οξύ του ιού υποχρεώνει το κύτταρο ξενιστή να το αναπαράγει με ακρίβεια, όπως ακριβώς κάνει και με το δικό του γονίδιο.
- Δεν ανιχνεύονται αμέσως μετά την είσοδό τους στο κύτταρο ξενιστή, επειδή μεσολαβεί κάποιο χρονικό διάστημα κατά το οποίο αντιγράφεται το γενετικό τους υλικό και παράγονται οι πρωτεΐνες τους. Η φάση αυτή τελειώνει όταν συγκροτηθούν οι νέοι ιοί.

5.1.2 Δομή Ιών

Οι ιοί είναι μολυσματικά σωματίδια που αποτελούνται από ένα πρωτεϊνικό περίβλημα μέσα στο οποίο υπάρχει νουκλεϊκό οξύ, που αποτελεί το γενετικό τους υλικό. Το γενετικό τους υλικό είναι DNA ή RNA, μονόκλωνο ή δίκλωνο ανάλογα με το είδος του ιού. Το πρωτεϊνικό περίβλημα είναι ένα καψίδιο ποικίλου σχήματος (ελικοειδές, ραβδοειδές, πολυεδρικό ή συνδυασμός και των δύο) και αποτελείται από πολλά μόρια της ίδιας πρωτεΐνης (υπομονάδες). Μερικοί ζωικοί ιοί έχουν έξω από το καψίδιο ένα μεμβρανώδη φάκελο, που αποτελείται από υλικό του κυττάρου ξενιστή όσο και του ιού. Οι ιοί ανάλογα με το είδος του ξενιστή ταξινομούνται στους ιούς των βακτηρίων που ονομάζονται βακτηριοφάγοι ή φάγοι, στους ιούς των ζώων και στους ιούς των φυτών.

Οι ιοί των ζώων διακρίνονται σε δύο κατηγορίες ανάλογα με το είδος του γενετικού υλικού τους, τους DNA ιούς και τους RNA ιούς [3].

5.1.3 RNA Ιοί

Οι RNA ιοί είναι αυτοί που έχουν ως γενετικό υλικό RNA. Οι ιοί είναι μοναδικοί επειδή οι γενετικές πληροφορίες τους είναι κωδικοποιημένες σε RNA. Οι RNA ιοί ανάλογα με τους τρόπους αναπαραγωγής τους διακρίνονται σε [17]:

α) RNA ιούς που έχουν ως γενετικό υλικό δίκλωνο RNA. Οι αλυσίδες του RNA ως (+) και (-). Η (-) αλυσίδα RNA λειτουργεί ως καλούπι για τη σύνθεση των (+)

αλυσίδων, που είναι το mRNA. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν οι ρεοιοί που προκαλούν συνήθως διάρροια.

β) RNA ιούς που έχουν ως γενετικό υλικό μονόκλωνο RNA (+), το οποίο είναι ταυτόχρονα το mRNA του ιού. Το RNA του ιού όταν εισέλθει στο κύτταρο, αντιγράφεται σε μια (-) αλυσίδα, που λειτουργεί ως καλούπι για τη σύνθεση περισσότερων (+) αλυσίδων. Στους ιούς αυτούς ανήκει ο ιός της πολιομυελίτιδας.

γ) RNA ιούς που έχουν ως γενετικό υλικό μονόκλωνο RNA (-), το οποίο λειτουργεί ως καλούπι για τη σύνθεση του mRNA. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν οι ιοί που προκαλούν ιλαρά και μαγουλάδες, ο **ιός της Γρίπης** και ο ιός Embola.

δ) RNA ιούς που είναι γνωστοί ως ρετροιοί επειδή το μονόκλωνο RNA (+) είναι καλούπι για το σχηματισμό ενός μορίου DNA.

Γενικά εξαιτίας του γεγονότος ότι οι ιοί δεν αυτοδιπλασιάζονται, χαρακτηρίζονται ως ενδοκυτταρικά παράσιτα, το γενετικό υλικό των οποίων κατευθύνει τα ένζυμα και τα ριβοσώματα, χρησιμοποιώντας τα δομικά συστατικά του κυττάρου-ξενιστή για να συνθέσει πολλαπλά αντίγραφα του γονιδιώματος του ιού και του καψιδίου του. Αυτά τα δομικά υλικά αυτοσυσγκροτούνται σε εκατοντάδες ή χιλιάδες αντίγραφα του αρχικού ιού, που ελευθερώνονται από το ξενιστικό κύτταρο, έτοιμα να μολύνουν ένα νέο ξενιστή.

Οι RNA ιοί, επειδή όπως είναι γνωστό το κύτταρο δε διαθέτει μηχανισμούς για τη σύνθεση RNA από RNA ή DNA από RNA, έχουν εξελιχθεί ώστε να διαθέτουν το απαιτούμενο ένζυμο για τον διπλασιασμό του γενετικού τους υλικού. Ο ιός της πολιομυελίτιδας, για παράδειγμα, λειτουργεί ως εξής: Όταν ο ιός μολύνει ένα κύτταρο, το RNA του λειτουργεί σαν μήνυμα για τη σύνθεση του ενζύμου διπλασιάση που μπορεί να αντιγράψει το RNA του ιού συνθέτοντας αρχικά μια συμπληρωματική αλυσίδα RNA και έπειτα καινούργιες αλυσίδες RNA του ιού [3].

5.2 ΙΟΣ ΓΡΙΠΗΣ

5.2.1 Γενικά χαρακτηριστικά της Γρίπης

Η Γρίπη είναι μια εξαιρετικά μεταδοτική ιογενής νόσος. Είναι μια οξεία λοίμωξη του αναπνευστικού συστήματος για την οποία υπεύθυνος είναι ένας ιός (ιός Influenza). Οι ιοί της Γρίπης ανήκουν στην οικογένεια των ορθομυξοϊών και ξεχωρίζουν για το γεγονός ότι υπάρχουν διαφορετικοί τύποι ιού, A, B και C. Οι πρώτοι δύο είναι υπεύθυνοι για τη κλασική μορφή γρίπης, ενώ ο τύπος C, που δε χαρακτηρίζεται από συμπτώματα προκαλεί λοιμώξεις παρόμοιες με κρυολόγημα. Οι ιοί τύπου A βρίσκονται και στον άνθρωπο αλλά και στα θηλαστικά (πτηνά, γουρούνια, άλογα) και χωρίζονται σε διαφορετικές υποκατηγορίες. Συνήθως ο ιός μεταδίδεται από τα πτηνά στο γουρούνι και από εκεί στον άνθρωπο. Ο ιός τύπου B βρίσκεται μόνο στον άνθρωπο και δεν υπάρχουν διαφορετικές υποκατηγορίες. Ο σπάνιος ιός της Γρίπης C εμφανίζεται στον άνθρωπο και τους χοίρους.

Οι ιοί δεν μπορούν να πολλαπλασιαστούν μόνοι τους. Πρέπει να μολύνουν ένα ζωντανό κύτταρο ώστε να πολλαπλασιαστούν στο εσωτερικό του. Τα κύτταρα που καλύπτουν την επιφάνεια της αναπνευστικής οδού είναι ιδιαίτερα ευάλωτα σε λοιμώξεις γιατί δεν καλύπτονται από δέρμα με αποτέλεσμα να μολύνονται ευκολότερα από ιούς. Οι ιοί είναι εξαιρετικά μικροί σε μέγεθος και είναι ορατοί μόνο με τη βοήθεια πολύ ισχυρών ηλεκτρονικών μικροσκοπίων.

Ο ιός αποτελείται από μία πυρηνική κάψα και μία θήκη λιποπρωτεϊνικής σύστασης. Από την θήκη προεξέχουν δύο μορφολογικά διαφορετικές γλυκοπρωτεΐνες, η **αιματοσυγκολλητίνη (H)** και **νευραμινιδάση (N)**. Αυτές οι γλυκοπρωτεΐνες συνδέονται μεταξύ τους με μία άλλη πρωτεΐνη της θήκης που βρίσκεται στο κάτω μέρος αυτής, την ονομαζόμενη πρωτεΐνη μάτριξ. Οι ιοί της Γρίπης χαρακτηρίζονται από μία ιδιαίτερη γενετική ποικιλομορφία, η οποία βασίζεται σε μία υψηλή συχνότητα μεταλλάξης και της ικανότητας ανταλλαγής γονιδίων. Ένας μεγάλος αριθμός μεταλλάξεων ενός σημείου οδηγεί τμηματικά στην διαφοροποίηση της αιματοσυγκολλητίνης (H) και της νευραμινιδάσης (N) και επιτυγχάνεται η αλλαγή του προτύπου του αντιγόνου [13].

5.2.2 Πως προσβάλλει

Η μετάδοση του ιού γίνεται από άτομο σε άτομο μέσω του αέρα. Ο ιός μεταδίδεται με την εισπνοή μολυσμένων σταγονιδίων που υπάρχουν στον αέρα από φτάρνισμα ή βήχα ενός ατόμου που έχει ήδη προσβληθεί, ή απλά αγγίζοντας με τα χέρια επιφάνειες ή αντικείμενα μολυσμένα. Παράγοντες όπως ο ψυχρός καιρός και ο συγχρωτισμός (η συγκέντρωση πολλών ατόμων σε κλειστούς χώρους) αυξάνουν τη μετάδοση της Γρίπης. Ο χρόνος επώασης είναι 1 έως 3 ημέρες. Στο βόρειο ημισφαίριο εμφανίζεται η Γρίπη συνήθως τους μήνες από Οκτώβριο έως Μάρτιο. Στο νότιο ημισφαίριο τους μήνες μεταξύ Μάιο και Σεπτέμβριο.

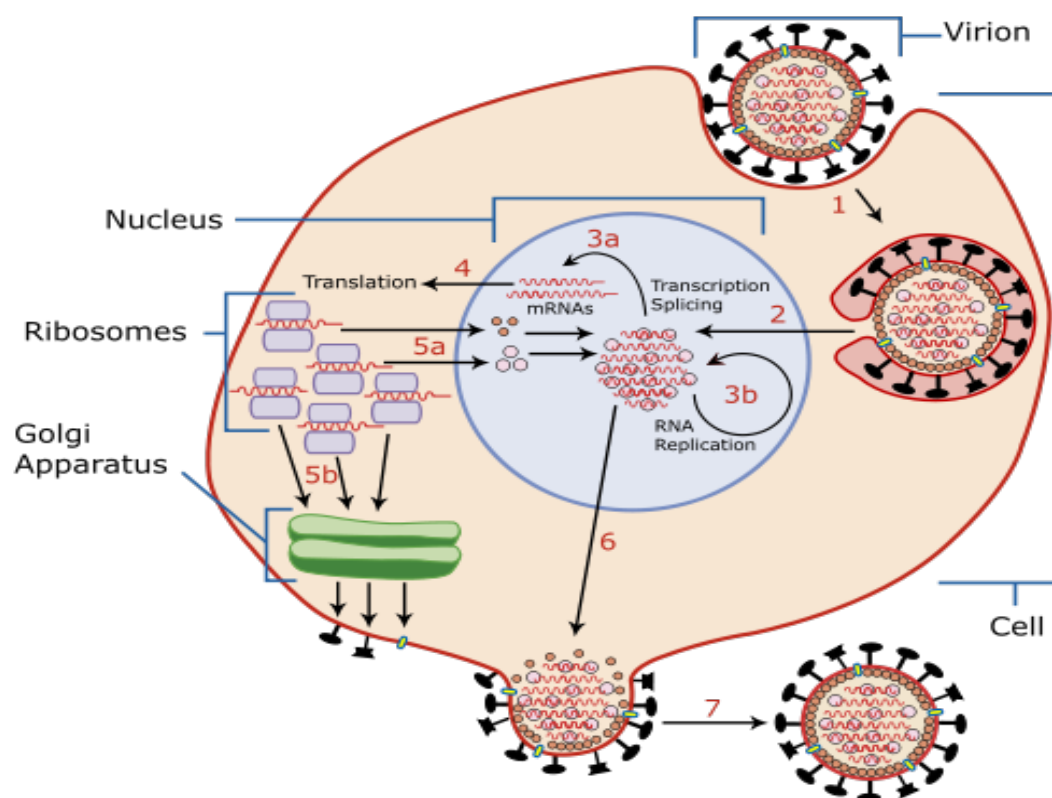
Ο ιός εισέρχεται συνήθως μέσω της μύτης ή του στόματος και πολλαπλασιάζεται ταχύτατα στις αναπνευστικές οδούς. Τη στιγμή της μετάδοσης του ιού δε παρατηρείται καμία ενόχληση (αδιαθεσία) ωστόσο ο ιός αρχίζει να πολλαπλασιάζεται. Οι ιοί της Γρίπης επιβιώνουν μόνο στα κύτταρα του ανώτερου αναπνευστικού συστήματος: μύτη, φάρυγγας, λάρυγγας [13, 18].

5.2.3 Πως μεταδίδεται

Οι εκρηκτικές εξάρσεις της Γρίπης αποτελούν σύνηθες χαρακτηριστικό κάθε χειμώνα, τόσο στο Βόρειο όσο και στο Νότιο ημισφαίριο. Οι ετήσιες αυτές εξάρσεις διαρκούν περίπου 6-8 εβδομάδες ανά περιοχή ενώ η Γρίπη μεταδίδεται ταχέως υπό μορφή κύματος στον πληθυσμό. Παρά το γεγονός ότι κάθε χρονιά είναι χρονιά Γρίπης, η χρονική στιγμή και η βαρύτητα κάθε έξαρσης δεν μπορούν να προβλεφθούν, έτσι ώστε να έχουμε ευρείες διακυμάνσεις στον επιπολασμό της νόσου, από 5% μέχρι και 20% (επιδημία).

Σε αντίθεση με τις ετήσιες εξάρσεις της Γρίπης, οι πανδημίες είναι σπανιότερα γεγονότα και εμφανίζονται απρόβλεπτα κάθε 10-40 χρόνια. Οι πανδημίες οφείλονται στην εμφάνιση ενός τελείως νέου στελέχους Γρίπης προς το οποίο ο πληθυσμός δεν έχει φυσική ανοσία έτσι ώστε το ποσοστό προσβολής να φτάνει μέχρι και το 50% παγκοσμίως. Για να γίνει πανδημία δεν αρκεί να εμφανιστεί νέο στέλεχος του ιού αλλά απαιτούνται και άλλοι παράγοντες, όπως η ικανότητα του στελέχους αυτού να μεταδίδεται από άτομο σε άτομο και η απόσταση μεταξύ των ατόμων (πυκνότητα του πληθυσμού) ευθύνεται για την εξάπλωσή της. Παρόλο που οι πανδημίες είναι συχνά καταστροφικές, η αθροιστική επίδραση των ετήσιων εξάρσεων Γρίπης υπερβαίνει κατά πολύ εκείνη της οποιασδήποτε πανδημίας και εξακολουθεί να αποτελεί την μεγαλύτερη πρόκληση αντιμετώπισης επί του παρόντος [11].

5.2.4 Διαδικασία εισβολής και αντιγραφής του ιού της Γρίπης σε κύτταρο ξενιστή



Σχήμα 1. Εισαγωγή ιού στο κύτταρο ξενιστή.

Οι ιοί μπορούν να αντιγραφούν μόνο σε ζωντανά κύτταρα. Η επίδραση και η αντιγραφή του Ιού της Γρίπης είναι μια διαδικασία πολλών βημάτων. Αρχικά ο ιός πρέπει να δεσμεύσει και να εισέλθει σε ένα κύτταρο. Ο ιός εισέρχεται στο κύτταρο με τη διαδικασία της ενδοκύττωσης. Ο ιός περικλείεται στο εσωτερικό μιας εγκόλπωσης, που δημιουργείται από προεκβολές του κυτταροπλάσματος, τα

ψευδοπόδια. Τα άκρα των ψευδοποδίων ενώνονται, οπότε σχηματίζουν ένα κυστίδιο στο οποίο περιέχεται η προς μεταφορά ουσία. Στη συνέχεια το κυστίδιο αποκόπτεται και εισέρχεται στο εσωτερικό του κυττάρου. Έτσι ο ιός εισέρχεται στο κύτταρο (Stage 1).

Μέσα στο κύτταρο συμβαίνουν 2 γεγονότα: Πρώτα μέρος της πρωτεΐνης αιμαγλουτινίνης διασπά το προερχόμενο από τον ιό φάκελο (το περίβλημά του) και η πρωτεΐνη M2 βοηθάει στην απελευθέρωση ιικού RNA (vRNA) και πρωτεϊνών από τον πυρήνα του ιού. Τα μόρια vRNA, βοηθητικών πρωτεϊνών και της εξαρτημένης RNA πολυμεράσης απελευθερώνονται στο κυτταρόπλασμα (Stage 2).

Οι πρωτεΐνες του πυρήνα του ιού και το ιικό RNA (vRNA) σχηματίζουν ένα συνδυασμό που εισέρχεται στον πυρήνα του ανθρώπινου κυττάρου όπου ξεκινάει η διαδικασία της μεταγραφής με τη βοήθεια της RNA πολυμεράσης (Stage 3a,3b). Το vRNA στη συνέχεια είτε εξέρχεται στο κυτταρόπλασμα και μεταφράζεται (Stage 4) είτε παραμένει στον πυρήνα του κυττάρου. Οι νέες πρωτεΐνες που συντίθενται από RNA και ριβοσώματα αποθηκεύονται στον σύνδεσμο Golgi (Stage 5b) είτε επιστρέφουν πίσω στον πυρήνα του κυττάρου για να δεσμεύσουν ιικό RNA και να σχηματίσουν νέα ιικά γονίδια (Stage 5a).

Έπειτα οι πρωτεΐνες που αποθηκεύτηκαν προσωρινά στο σύνδεσμο Golgi συγκεντρώνονται στη συνέχεια σε μια διόγκωση της κυτταρικής μεμβράνης του ανθρώπινου κυττάρου. Το ιικό RNA και οι πρωτεΐνες που βρίσκονταν στον πυρήνα του κυττάρου τον αφήνουν και εισέρχονται στην προεξοχή αυτή (Step 6).

Ο ιός που σχηματίζεται απομακρύνεται από το κύτταρο-ξενιστή περιβαλλόμενος από μια σφαίρα με μεμβράνη φωσφολιπιδίων του κυττάρου-ξενιστή και τις πρωτεΐνες αιμαγλουτινίνη και νευραμινιδάση (Stage 7). Μετά την απομάκρυνση του ιού, το κύτταρο-ξενιστής (ανθρώπινο) πεθαίνει [12].

5.2.5 Μετάλλαξη και Ανακατάταξη

Οι ιοί της Γρίπης συνεχώς εξελίσσονται με Μετάλλαξη (mutation) ή με Ανακατάταξη (reassortment). Ως εκ τούτου η πλειονότητα των νέων παραγόμενων Ιών της Γρίπης έχουν μεταξύ τους διαφορές. Η διαδικασία της Μετάλλαξης παράγει ένα **αντιγονικό drift** της Ανακατάταξης παράγει ένα **αντιγονικό shift**.

Αντιγονικό drift

Όταν ένας ιός αναπαράγεται σε ένα κύτταρο ξενιστή ανά κάθε 10 χιλιάδες νουκλεοτίδια που αντιγράφονται προκαλούνται σφάλματα αντιγραφής με αποτέλεσμα να γίνονται πολλές **μεταλλάξεις** σε κάθε ξενιστή.

Οι **μεταλλάξεις** μπορούν να προκαλέσουν μικρές αλλαγές στα αντιγόνα της νευραμινιδάσης και αιμαγλουτινίνης στην επιφάνεια του ιού και οδηγούν στην δημιουργία στελεχών προερχομένων από τα ήδη κυκλοφορούντα στελέχη με:

- Διαφορετική αντιγονικότητα.
- Διαφορετικό βαθμό διασταυρούμενης ανοσίας.
- Μειωμένη προστασία του ανθρώπου σε σχέση με τον αρχικό ιό.

Αυτό ονομάζεται **αντιγονικό drift** το οποίο δημιουργεί μία αυξανόμενη ποικιλία στελεχών, μέχρι μία να εξελιχθεί και να μολύνει ανθρώπους που είχαν ανοσία σε προϋπάρχοντα στελέχη. Το νέο αυτό είδος αντικαθιστά τα παλιότερα στελέχη καθώς ταχύτατα εισέρχεται στον ανθρώπινο πληθυσμό, προκαλώντας **επιδημία**. Τα νέα αυτά στελέχη καλούνται drift variants. Αντιγονικά drift συμβαίνουν σχεδόν κάθε χρόνο. Για το λόγο αυτό υπάρχει έλλειψη πλήρους ανοσίας ενώ απαραίτητη θεωρείται η ετήσια προσαρμογή του εμβολίου. Ο πλέον πρόσφατος drift ιός ήταν το στέλεχος *Fujian*, drift του κυκλοφορούντος *H3N2 Panama* [12, 21].

Αντιγονικό shift

Παρ' όλα αυτά όταν ένα στέλεχος παράγεται από ένα drift θα είναι δικαιολογημένα όμοιο με παλιότερα στελέχη και πολλοί άνθρωποι θα έχουν ανοσία σε αυτό. Αντίθετα όταν οι ιοί της Γρίπης ανακατατάσσονται, αποκτούν εντελώς καινούργια αντιγόνα. Η αποτελεσματικά γρήγορη αλλαγή στη γενετική του ιού με την προϋπόθεση ότι περισσότεροι του ενός ιοί της Γρίπης μολύνουν ένα μόνο κύτταρο, παράγει αντιγονικά shift, που είναι ξαφνικές αλλαγές από το ένα αντιγόνο στο άλλο. Αυτές οι ξαφνικές μεγάλες αλλαγές επιτρέπουν στον ιό να μολύνει νέα είδη ξενιστή και να υπερνικήσει την προστατευτική ασυλία (immunity). Για παράδειγμα από ανακατάταξη μεταξύ στελεχών πτηνών και ανθρώπου δημιουργούνται τα **αντιγονικά shift**. Αν ένας ιός της Γρίπης που προσβάλλει τους ανθρώπους είχε εντελώς νέα αντιγόνα, ο καθένας θα ήταν ευαίσθητος σε αυτόν και η καινούργια Γρίπη θα εξαπλωνόταν ανεξέλεγκτα, προκαλώντας, αν το επιτρέψουν οι συνθήκες, **πανδημία** [12, 21].

5.2.6 Θεραπεία του ιού της Γρίπης

Τα φάρμακα κατά των ιών διατίθενται για τη θεραπεία ασθενών που είναι πιο ευάλωτοι σε σοβαρή ασθένεια. Περιορίζουν τη σοβαρότητα των συμπτωμάτων και προλαμβάνουν τον πολλαπλασιασμό του ιού σε όλο το σώμα. Για να είναι αποτελεσματικά αυτά τα φάρμακα, θα πρέπει να χορηγούνται στους ασθενείς μέσα σε 48 ώρες από την εμφάνιση των συμπτωμάτων. Παρόλο που τα συμπτώματα της Γρίπης περιορίζονται με αυτή τη θεραπεία, η μετάδοση του ιού από τα μολυσμένα άτομα δεν διακόπτεται. Για το ενδεχόμενο πανδημίας συγκεντρώνονται αποθέματα φαρμάκων κατά των ιών, ωστόσο, οι ιοί της Γρίπης γίνονται ολοένα και πιο ανθεκτικοί σε αυτά τα φάρμακα με το πέρασμα του χρόνου. Τρία αντιβιωτικά μπορούν να δωθούν για την καταπολέμηση της Γρίπης : amantadine (mantadix), zanamivir (relenza) και oseltamavir (tamiflu).

- Η αμανταδίνη είναι ένα φάρμακο κατά των ιών που χρησιμοποιείται για τη θεραπεία της Γρίπης τύπου Α, ωστόσο, δεν συνιστάται πλέον λόγω των παρενεργειών της και επειδή η Γρίπη τύπου Α γίνεται εύκολα ανθεκτική στην αμανταδίνη.
- Οι αναστολείς νευραμινιδάσης (Ζαναμιβίρη και Οσελταμιβίρη) είναι μία νέα κατηγορία αντιικών φαρμάκων που χρησιμοποιούνται για τη θεραπεία της Γρίπης Α και Β. Θεωρείται ότι περιορίζουν τη διάρκεια της απλής γρίπης κατά μία ημέρα, ότι έχουν λιγότερες παρενέργειες από την αμανταδίνη και ότι ο ιός είναι λιγότερο πιθανό να αναπτύξει αντιστάσεις. Αν ληφθούν άμεσα ελαττώνουν το ρυθμό απέκκρισης του ιού στο μισό περίπου. Η λοίμωξη δεν προλαμβάνεται βέβαια αλλά οι ασθενείς είναι λιγότερο πιθανό να μολύνουν κάποιον άλλο αν πάρουν τα φάρμακα αυτά. Ωστόσο, αυτά τα φάρμακα δεν χρησιμοποιούνται ευρέως επειδή είναι ακριβά και δεν διατίθενται σε πολλές χώρες.

Εμβόλιο κατά του ιού της Γρίπης

Για την αποφυγή προσβολής από τη Γρίπη, συνιστάται το ετήσιο εμβόλιο Γρίπης. Τα εμβόλια Γρίπης συνήθως παρέχονται το φθινόπωρο πριν αρχίσει η κυκλοφορία του ιού. Τα εμβόλια αλλάζουν κάθε χρόνο καθώς προετοιμάζονται από ιούς που είναι πιο πιθανό να προκαλέσουν Γρίπη μέσα στην περίοδο που θα ακολουθήσει. Θεωρείται το <<απόλυτο όπλο>> αφού από μελέτες που έχουν γίνει, έχει αποδειχθεί ότι προσφέρει ποσοστό προφύλαξης 60 με 80 τοις εκατό.

Το εμβόλιο δεν περιέχει ζωντανό ιό και έτσι δεν θα προκαλέσει Γρίπη αλλά θα κινητοποιήσει τις άμυνες του οργανισμού για προστασία ενάντια στον ιό που περιέχεται στο εμβόλιο. Ο οργανισμός αρχίζει να παράγει αντισώματα για τον ιό του εμβολίου περίπου μία εβδομάδα μετά τον εμβολιασμό. Στις ελάχιστον παρενέργειες περιλαμβάνονται πυρετός, ρίγος, εφίδρωση, κόπωση και πονοκέφαλοι αλλά θα πρέπει να είναι ήπιας μορφής και να υποχωρήσουν μέσα σε λίγες μέρες.

Οι ιοί της Γρίπης μεταβάλλουν τα χαρακτηριστικά τους (μεταλλάσσονται) για να μπορέσουν να επιβιώσουν. Γι' αυτό το λόγο, ο οργανισμός μας δυσκολεύεται πολύ να αντιμετωπίσει τη λοίμωξη. Τα εμβόλια κατά των ιών παρασκευάζονται μόνο αφού εμφανιστούν νέα στελέχη. Οι ερευνητές συνεχίζουν να αναζητούν ταχύτερους τρόπους ανάπτυξης εμβολίων σε περίπτωση που εμφανιστεί νέο μικροβιακό στέλεχος γρίπης [18, 19, 20].

Επιπλέον πληροφορίες πάνω στα θεωρητικά θέματα που αφορούν τη λειτουργία και τη μετάδοση του Ιού της Γρίπης μπορούν να βρεθούν στα εξής: [14, 15, 16, 17].

5.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΕΞΕΛΙΞΗΣ ΤΟΥ ΙΟΥ ΤΗΣ ΓΡΙΠΗΣ

Ο αλγόριθμος που παρουσιάζεται στη συνέχεια προσομοιώνει την διαδικασία της ετήσιας εξέλιξης της Γρίπης σε ένα μονωμένο, σταθερού αριθμού ατόμων,

πληθυσμό (αν πρόκειται για αλγόριθμο που εξάγει μία λύση) ή πληθυσμούς (αν πρόκειται για αλγόριθμο που εξάγει πληθυσμό λύσεων). Όπως και στη πραγματικότητα έτσι και στα πλαίσια του αλγορίθμου για κάθε πληθυσμό θα πρέπει να υπάρχει ένας φορέας (carrier) που θα μεταδώσει τον ιό σε ένα συγκεκριμένο ποσοστό των ατόμων του πληθυσμού.

Η αντιστοίχιση της ορολογίας της εξέλιξης του Ιού της Γρίπης με ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι η ακόλουθη:

- ✓ Φορέας (Carrier) αντιστοιχεί στη λύση του προβλήματος.
- ✓ Μόλυνση (Infection) αντιστοιχεί στη διαδικασία παραγωγής νέων λύσεων.
- ✓ Έτος (Year) αντιστοιχεί σε μία επανάληψη.
- ✓ Μετάλλαξη (Mutation) αντιστοιχεί στην διαδικασία μερικής αλλαγής της λύσης (αντιγονικό drift) κάθε μολυσμένου (Infected).
- ✓ Ανακατάταξη (Reassortment) αντιστοιχεί στην διαδικασία ολικής αλλαγής της λύσης (αντιγονικό shift) κάθε μολυσμένου (infected).
- ✓ Εμβολιασμός (Vaccination) αντιστοιχεί στην καταπολέμηση των αδύνατων λύσεων και επικράτηση των ισχυρότερων κάθε πληθυσμού.
- ✓ Γλυκοπρωτεΐνες (αντιγόνα ιού) αντιστοιχούν στις διαστάσεις του προβλήματος.

Ο φορέας αποτελεί την αρχική μας λύση και είναι ένα διάνυσμα με τις διαστάσεις του προβλήματος (στην περίπτωση αυτού του αλγορίθμου παρομοιάζονται με τα αντιγόνα του ιού που μεταφέρει). Έστω ότι τοποθετούμε από έναν φορέα σε Y πληθυσμούς N ατόμων. Τότε οι φορείς θα δίνονται από ένα πίνακα $Carriers_{ij}$ όπου $i=1...Y$ και $j=1...N$ και η απόδοση (επικινδυνότητα) του κάθε φορέα (γραμμής του πίνακα) θα εκτιμάται από μια προκαθορισμένη συνάρτηση ποιότητας (fitness function- $f(Carriers_{ij})$). Ανάλογα με το πρόβλημα που έχουμε να επιλύσουμε οι φορείς παίρνουν και αντίστοιχες αρχικές τιμές. Δηλαδή, αν έχουμε ένα πρόβλημα με συνεχείς τιμές στο διάστημα $(0,1)$ τότε οι αρχικές τιμές των λύσεων είναι τυχαίες τιμές σε αυτό το διάστημα. Αν έχουμε ένα πρόβλημα για παράδειγμα επιλογής χαρακτηριστικών όπου το 1 συμβολίζει ότι το χαρακτηριστικό έχει επιλεγεί και το 0 ότι δεν έχει επιλεγεί τότε οι φορείς παίρνουν ακέραιες τιμές 0 ή 1. Ενώ αν έχουμε ένα πρόβλημα δρομολόγησης όπου μία λύση αναπαρίσταται με μία διαδρομή τότε η κάθε μία λύση αναπαρίσταται με τη διαδρομή που αντιστοιχεί στη λύση. Στη συνέχεια υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης κάθε φορέα.

Πριν ξεκινήσει οποιαδήποτε επανάληψη του αλγορίθμου θα πρέπει να αποθηκευτεί το περιεχόμενο του πίνακα $Carriers$ σε έναν άλλο προσωρινό πίνακα P στον οποίο θα αποθηκεύονται σε κάθε επανάληψη όποιες νέες λύσεις (νέοι φορείς) έδωσαν καλύτερο αποτέλεσμα από τις αντίστοιχες τους των προηγούμενων επαναλήψεων. Έτσι στο τέλος του αλγορίθμου σε αυτόν τον πίνακα P θα είναι αποθηκευμένες οι καλύτερες λύσεις που προέκυψαν από κάθε πληθυσμό κατά την διάρκεια όλων των επαναλήψεων (ετών). Κάθε επανάληψη θεωρείται ότι αποτελεί ένα έτος στην διάρκεια του οποίου κάθε φορέας θα προσβάλει ένα ποσοστό ατόμων του πληθυσμού στον οποίο αντιστοιχεί. Σύμφωνα με την θεωρία της Γρίπης μέσα σε κάθε μολυσμένο άτομο μπορούν να γίνουν πολλές μερικές μεταλλάξεις (Mutations)

δηλαδή αντιγονικά drifts ή υπό τις κατάλληλες συνθήκες, ανακατάταξη (Reassortment) των αντιγόνων του δηλαδή αντιγονικά shifts που προκαλούν ολική μεταβολή των αντιγόνων του ιού με συνέπεια την παραγωγή ενός νέου στελέχους του Γρίπης. Όσον αφορά την προσομοίωση του παραπάνω φαινομένου στον αλγόριθμο θεωρείται ότι σε κάθε άτομο που προσβάλλεται από κάποιο φορέα δεν θα προκύπτουν πολλά αντιγονικά shifts ή drifts (όπως συμβαίνει στην πραγματικότητα) αλλά είτε ένα αντιγονικό shift είτε ένα αντιγονικό drift. Αφού προκύψουν τα αντιγονικά shift ή drift γίνονται κάποιες επαναλήψεις τοπικής αναζήτησης (π.χ. 2-opt) για βελτίωση της λύσης (αν βρεθεί κάποια καλύτερη). Η διαδικασία αυτή προσομοιώνει τη πραγματική συμπεριφορά του Ιού της Γρίπης ο οποίος όταν προσβάλλει έναν άνθρωπο κάνει περισσότερες από μία μεταλλάξεις. Το αν ένας ιός κάποιου ατόμου έχει προέλθει είτε από drift είτε από shift θα απεικονίζεται από μια ειδική σήμανση στο κελί $n+1$ π.χ. 0 για drift ή 1 για shift. Πριν ξεκινήσουν οι επαναλήψεις ο ιός του κάθε φορέα θα καθορίζεται τυχαία για το αν είναι νέο στέλεχος (shift) ή ιός κοινής Γρίπης (drift).

Όταν στον αλγόριθμο αναφερόμαστε στη διαδικασία της μετάλλαξης (αντιγονικό drift) θα εννοούμε ότι στο μολυσμένο άτομο (infected) εναλλάσσονται μεταξύ τους τυχαία μέχρι και το 80% των στοιχείων του διανύσματος του φορέα και προκύπτει ιός κοινής Γρίπης.

Όταν στον αλγόριθμο αναφερόμαστε στην ανακατάταξη (αντιγονικό shift) θα πρέπει να λάβουμε υπ' όψη μας ότι το άτομο που έχει προσβληθεί από τον ιό του φορέα έχει προσβληθεί και από κάποιον άλλο τύπο ιού π.χ. γρίπη των χοίρων. Στην περίπτωση αυτή τότε παράγουμε μια επιπλέον λύση (διάνυσμα newInf) για το συγκεκριμένο άτομο θεωρώντας ότι αυτή η λύση αποτελεί έναν διαφορετικού τύπου ιό και ο ιός που προκύπτει από αυτό το άτομο θα είναι μια τυχαία διασταύρωση (crossover) του ιού του φορέα με τον ιό newInf που παράχθηκε. Το αντιγονικό shift επειδή είναι ένα πολύ σπάνιο φαινόμενο θα έχει πολύ λίγες πιθανότητες για να συμβεί και να προκύψει νέο στέλεχος του ιού της Γρίπης.

Το αν ο ιός του φορέα είναι κοινή Γρίπη ή νέο στέλεχος καθώς επίσης η μεταδοτικότητα (contagiousness) του ιού του φορέα και η πυκνότητα (density) των ατόμων του πληθυσμού στον οποίο αντιστοιχεί συντελούν ώστε να οριστεί ο αριθμός των ατόμων του πληθυσμού που θα προσβάλλονται κάθε έτος (σε κάθε επανάληψη). Η μεταδοτικότητα του ιού και η πυκνότητα του πληθυσμού κάθε έτος είναι χαρακτηριστικά τα οποία δεν μπορούν να προβλεφθούν και είναι τυχαία για κάθε έτος, για κάθε ιό-φορέα και για κάθε πληθυσμό αντίστοιχα. Οι τιμές και των δύο χαρακτηριστικών για κάθε φορέα και για κάθε πληθυσμό θα παίρνουν τυχαίες τιμές μεταξύ 0 και 1 (0,1) σε κάθε επανάληψη. Έτσι ο αριθμός των ατόμων κάθε πληθυσμού που προσβάλλονται σε κάθε επανάληψη από τους αντίστοιχους φορείς θα προκύπτει ως εξής:

Αρχικά για κάθε πληθυσμό σε κάθε επανάληψη θα παράγεται τυχαία η μεταδοτικότητα (con) του ιού του φορέα του καθώς επίσης και η πυκνότητα (den) του πληθυσμού. Στην συνέχεια αν ο αντίστοιχος ιός του φορέα είναι νέο στέλεχος, η μεταδοτικότητα του είναι μεγαλύτερη η ίση του 0,6 και ταυτόχρονα η πυκνότητα

του πληθυσμού είναι μεγαλύτερη ή ίση του 0,7 τότε ο αριθμός των ατόμων του συγκεκριμένου πληθυσμού που θα προσβληθούν υπολογίζεται από τον τύπο:

$$inf = round\left(\frac{1}{2} * con * den * N\right) \quad (5.1)$$

Με τον τύπο αυτό πάντα θα προκύπτει ένας αριθμός ατόμων μεταξύ του 20% και του 50% του πληθυσμού δηλαδή θα υπάρχει φαινόμενο πανδημίας.

Σε αντίθετη περίπτωση ο αριθμός των ατόμων που προσβάλλονται θα είναι:

$$inf = round\left(\frac{1}{5} * con * den * N\right), \text{ αν } inf > round(0,05 * N) \quad (5.2)$$

$$inf = round(0,05 * N) \text{ σε κάθε άλλη περίπτωση} \quad (5.3)$$

Χρησιμοποιώντας αυτόν τον τύπο πετυχαίνουμε να μολύνουμε το 5% έως 20% του πληθυσμού δηλαδή θα υπάρχει φαινόμενο επιδημίας.

Σε κάθε επανάληψη αφού έχει υπολογιστεί ο αριθμός των ατόμων που θα προσβληθούν σε κάποιον από τους πληθυσμούς, δημιουργείται ένας πίνακας $Infected_{ij}$ όπου $i=1...inf$ και $j=1...n$, για κάθε ένα πληθυσμό, και κάθε γραμμή του πίνακα θα περιέχει το διάνυσμα του φορέα που πρόσβαλε τον πληθυσμό. Στη συνέχεια θα πρέπει να αποφασιστεί για κάθε άτομο του πίνακα $Infected$ αν ο ιός που κόλλησε από τον φορέα θα υποστεί *Μετάλλαξη* ή *Ανακατάταξη*. Θεωρούμε ότι υπάρχει πιθανότητα 90% η μεταβολή του ιού κάποιου ατόμου να είναι επιπέδου *drift* (Μετάλλαξη) και 10% πιθανότητα να είναι επιπέδου *shift* (Ανακατάταξη). Όπως αναφέραμε και σε προηγούμενη παράγραφο, αν προκύψει ότι ένα μολυσμένο άτομο θα υποβληθεί σε Μετάλλαξη τότε μεταβάλλεται μέχρι και το 80% του περιεχομένου του φορέα που το έχει προσβάλλει. Αν προκύψει ότι θα υποβληθεί σε Ανακατάταξη τότε παράγεται για το συγκεκριμένο άτομο ένα τυχαίο διάνυσμα $newInf$ με τις ίδιες διαστάσεις του διανύσματος του φορέα και γίνεται τυχαίο *crossover* με το διάνυσμα του φορέα. Στη συνέχεια για κάθε άτομο υπολογίζεται η τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης.

Στο επόμενο στάδιο της επανάληψης θεωρούμε ότι λόγω παραγωγής του εμβολίου και της παροχής φαρμάκων αντιμετωπίζονται όλοι οι ιοί του πληθυσμού (γίνονται μη μεταδοτικοί) εκτός από αυτόν που έχει την καλύτερη *fitness function*. Το άτομο που είναι φορέας αυτού του ιού θα αποτελέσει τον φορέα του πληθυσμού στον οποίο ανήκει για το επόμενο έτος (επανάληψη). Τέλος εάν ο νέος φορέας έχει καλύτερη ή ίση τιμή αντικειμενικής συνάρτησης σε σχέση με τον αντίστοιχο που είναι αποθηκευμένος στον πίνακα P τότε γίνεται αντικατάσταση αλλιώς στον πίνακα P κρατιέται το προηγούμενο περιεχόμενο του.

Οι λύσεις του αλγορίθμου, αφού τελειώσουν όλες οι επαναλήψεις, είναι ο τελικός πίνακας P που προέκυψε.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένας αλγόριθμος που προσομοιώνει την εξέλιξη του ιού της Γρίπης για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης:

Αλγόριθμος εξέλιξης του ιού της Γρίπης

Καθορισμός των παραμέτρων του αλγορίθμου

Καθορισμός του μέγιστου αριθμού των επαναλήψεων (έτη)

Καθορισμός του αριθμού των πληθυσμών Y

Καθορισμός του αριθμού των ατόμων κάθε πληθυσμού N

Αρχικοποίηση

Δημιουργία του αρχικού πίνακα φορέων (**Carriers**) και καθόρισε random ποιοι θα έχουν νέο στέλεχος ιού (σήμανση 1 στο κελί $n+1$) και ποιοι κοινή γρίπη (σήμανση 0 στο κελί $n+1$)

Υπολογισμός αντικειμενικής συνάρτησης κάθε φορέα

Αποθήκευση του πίνακα Carriers στον πίνακα **P**

Κύρια φάση

do while ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων δεν έχει επιτευχθεί:

for κάθε πληθυσμό i **do**

con = rand

den = rand

if (Carriers($i, n+1$)=1) && (con >= 0.6) && (den >= 0.7)

inf = round($1/2 * con * den * N$)

else

inf = round($1/5 * con * den * N$)

if (inf < $0.05 * N$)

inf = round($0.05 * N$)

endif

endif

Δημιουργία πίνακα μολυσμένων (**Infected**) με αριθμό γραμμών ίσο με inf και το περιεχόμενο κάθε γραμμής θα είναι το περιεχόμενο της γραμμής Carriers($i, :$)

For κάθε μολυσμένο j **do**

p = rand

if ($p \leq 0.9$)

Κάνε mutation (αντιγονικό drift)

Infected($j, n+1$) = 0

Else

Κάνε reassortment (αντιγονικό shift)

Infected($j, n+1$) = 1

Endif

Υπολογισμός αντικειμενικής συνάρτησης του μολυσμένου

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για βελτίωση λύσης

endfor

Σύγκρινε τις γραμμές του πίνακα Infected και βρες τον μολυσμένο με την καλύτερη αντικειμενική συνάρτηση, Infected (best, :)

Carriers($i, :$) = Infected (best, :)

if (αντ. συνάρτηση Carriers($i, :$) καλύτερη ή ίση της αντ. συνάρτησης $P(i, :)$) **do**

$P(i, :)$ = Carriers($i, :)$)

endif

endfor

enddo

Επιστροφή πίνακα P

5.4 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΣΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΟΥ ΠΛΑΝΟΔΙΟΥ ΠΩΛΗΤΗ ΜΕ ΜΙΑ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ

Για να μπορέσουμε να ελέγξουμε την υπολογιστική δύναμη του αλγορίθμου αρχικά χρειάστηκε να τον εφαρμόσουμε στο πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή για την επίλυση έξι διαφορετικών παραδειγμάτων (eil, kroA, kroB, kroC, kroD, kroE). Το παράδειγμα με το όνομα «eil» αποτελείται από 51 κόμβους ενώ τα υπόλοιπα πέντε αποτελούνται από 100 κόμβους.

Στον αλγόριθμο που προγραμματίστηκε σε περιβάλλον Matlab θεωρήθηκε ως μέγιστος αριθμός επαναλήψεων οι 2000 επαναλήψεις, ο αριθμός των ατόμων κάθε πληθυσμού N ισούται με 1000 και ο αριθμός των πληθυσμών που εξετάζονται είναι ίσος με 100.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένας αλγόριθμος που προσομοιώνει την εξέλιξη του ιού της Γρίπης για την επίλυση του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με μία αντικειμενική συνάρτηση:

Αλγόριθμος εξέλιξης του ιού της Γρίπης

Καθορισμός των παραμέτρων του αλγορίθμου

Καθορισμός του μέγιστου αριθμού των επαναλήψεων (2000 έτη)

Καθορισμός του αριθμού των πληθυσμών Y (100)

Καθορισμός του αριθμού των ατόμων κάθε πληθυσμού N (1000 άτομα)

Αρχικοποίηση

Δημιουργία του αρχικού πίνακα φορέων (**Carriers**) και καθόρισε random ποιοι θα έχουν νέο στέλεχος ιού (σήμανση 1 στο κελί n+1) και ποιοι κοινή γρίπη (σήμανση 0 στο κελί n+1) :

Εφαρμογή μεθόδου πλησιέστερου γείτονα για παραγωγή του πρώτου φορέα

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για παραγωγή των πρώτων μισών φορέων

Εφαρμογή random μεθόδου για παραγωγή των υπόλοιπων μισών φορέων

Υπολογισμός κόστους (πίνακας kostos) κάθε φορέα

Αποθήκευση του πίνακα Carriers στον πίνακα P και του kostos στο veltisto_kostos

Κύρια φάση

do while ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων δεν έχει επιτευχθεί:

for κάθε πληθυσμό i **do**

con = rand

```
den = rand
if (Carriers(i,n+1)=1) && (con >= 0.6) && (den >= 0.7)
    inf = round(1/2*con*den*N)
else
    inf = round(1/5*con*den*N)
    if (inf < 0.05*N)
        inf = round(0.05*N)
    endif
endif
Δημιουργία πίνακα μολυσμένων (Infected) με αριθμό γραμμών ίσο
με inf και το περιεχόμενο κάθε γραμμής θα είναι το
περιεχόμενο της γραμμής Carriers(i,:)
For κάθε μολυσμένο j do
    p = rand
    if (p <= 0.9)
        Κάνε mutation (αντιγονικό drift)*
        Infected(j, n+1) = 0
    Else
        Κάνε reassortment (αντιγονικό shift)**
        Infected(j, n+1) = 1
    Endif
    Υπολογισμός κόστους του μολυσμένου (πίνακας
    kostos_infected (j))
    Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για βελτίωση λύσης
endfor
Σύγκρινε τις γραμμές του πίνακα Infected και βρες τον μολυσμένο με
το χαμηλότερο κόστος, Infected (best, :)
Carriers(i,:) = Infected (best, :)
kostos(i)= kostos_infected (best)
if (kostos(i) <= veltisto_kostos(i)) do
    P(i,:)= Carriers(i,:)
    veltisto_kostos(i)= kostos(i)
endif
endfor
enddo
Επιστροφή πίνακα P
```

*Η μετάλλαξη (mutation) σε κάθε λύση έγινε με την εφαρμογή της μεθόδου 2-opt όπως αναφέρθηκε και στα προηγούμενα κεφάλαια αλλάζοντας αφενός τη μετάβαση που δίνει το μεγαλύτερο κόστος μετάβασης και αφετέρου μια δεύτερη τυχαία επιλεγμένη μετάβαση.

**Η ανακατάταξη (reassortment) έγινε με την παραγωγή για το συγκεκριμένο άτομο που εξετάζουμε ενός τυχαίου διανύσματος newInf με τις ίδιες διαστάσεις του διανύσματος του φορέα και κάνοντας τυχαίο crossover με το διάνυσμα του φορέα. Στη συνέχεια παρατίθεται ένας πίνακας με τα αποτελέσματα (ελάχιστα κόστη) που έδωσε η εκτέλεση του αλγορίθμου σε κάθε παράδειγμα. Η πρώτη στήλη περιέχει το

ελάχιστο κόστος που επιτεύχθηκε, η δεύτερη περιέχει τα αντίστοιχα βέλτιστα κόστη κάθε παραδείγματος και η τελευταία την απόκλιση του κόστους που επιτεύχθηκε από το βέλτιστο.

Παραδείγματα	Επιτευχθέν κόστος	Βέλτιστο κόστος	Απόκλιση από Βέλτιστο (%)
Eil	434,7659	426	2,058
kroA	22.431	21.282	5,399
kroB	23.160	22.141	4,602
kroC	21.312	20.749	2,713
kroD	22.481	21.294	5,574
kroE	23.853	22.068	8,089

Πίνακας 36. Πίνακας με κόστη για κάθε παράδειγμα.

Παρατηρούμε ότι στα παραδείγματα eil και kroC η απόκλιση από το βέλτιστο είναι αρκετά μικρή σε σύγκριση με τα υπόλοιπα παραδείγματα. Ακολουθεί με απόκλιση της τάξεως του 4,6% το παράδειγμα kroB, λίγο μεγαλύτερη απόκλιση παρουσιάζουν τα παραδείγματα kroA και kroD ενώ τελευταίο σε σειρά με αρκετά μεγάλη απόκλιση από το βέλτιστο (της τάξεως του 8%) βρίσκεται το παράδειγμα kroE.

5.5 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΣΤΟ ΠΟΛΥΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΙΚΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΟΥ ΠΛΑΝΟΔΙΟΥ ΠΩΛΗΤΗ

Στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή του αλγόριθμου της Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης στο πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή με πολλές αντικειμενικές συναρτήσεις.

Τα παραδείγματα που χρησιμοποιήθηκαν είναι τα ίδια με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση του ίδιου προβλήματος με τον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων (kroA100, kroB100, kroC100, kroD100, kroE100). Στον αλγόριθμο που προγραμματίστηκε σε περιβάλλον Matlab θεωρήθηκε ως μέγιστος αριθμός επαναλήψεων οι 100 επαναλήψεις, ο αριθμός των ατόμων κάθε πληθυσμού N ισούται με 100 και ο αριθμός των πληθυσμών που εξετάζονται είναι ίσος με 100.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας που εφαρμόστηκε για την επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με χρήση του αλγόριθμου της Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης:

Αλγόριθμος εξέλιξης του ιού της Γρίπης

Καθορισμός των παραμέτρων του αλγορίθμου

Καθορισμός του μέγιστου αριθμού των επαναλήψεων (100 έτη)

Καθορισμός του αριθμού των πληθυσμών Y (100)

Καθορισμός του αριθμού των ατόμων κάθε πληθυσμού N (100 άτομα)

Αρχικοποίηση

Δημιουργία του αρχικού πίνακα φορέων (**Carriers**) και καθόρισε random ποιοι θα έχουν νέο στέλεχος ιού (σήμανση 1 στο κελί n+1) και ποιοι κοινή γρίπη (σήμανση 0 στο κελί n+1) :

Εφαρμογή μεθόδου πλησιέστερου γείτονα για παραγωγή του πρώτου φορέα

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για παραγωγή των πρώτων μισών φορέων

Εφαρμογή random μεθόδου για παραγωγή των υπόλοιπων μισών φορέων

Υπολογισμός κόστους (kostos) κάθε φορέα

Αποθήκευση του πίνακα Carriers στον πίνακα **P** και του kostos στο veltisto_kostos

Υπολογισμός Pareto_P και Pareto_kostos

Κύρια φάση

do while ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων δεν έχει επιτευχθεί:

for κάθε πληθυσμό *i* **do**

con = rand

den = rand

if (Carriers(i,n+1)=1) && (con >= 0.6) && (den >= 0.7)

inf = round(1/2*con*den*N)

else

inf = round(1/5*con*den*N)

if (inf < 0.05*N)

inf = round(0.05*N)

endif

endif

Δημιουργία πίνακα μολυσμένων (**Infected**) με αριθμό γραμμών ίσο με inf και το περιεχόμενο κάθε γραμμής θα είναι το περιεχόμενο της γραμμής Carriers(i,:)

For κάθε μολυσμένο *j* **do**

p = rand

if (p <= 0.9)

Κάνε mutation (αντιγονικό drift)*

Infected(j, n+1) = 0

Else

Κάνε reassortment (αντιγονικό shift)**

Infected(j, n+1) = 1

Endif

Υπολογισμός κόστους του μολυσμένου (πίνακας kostos_infected(j,:))

Εφαρμογή μεθόδου 2-opt για βελτίωση λύσης

Endfor

```

Εύρεση Pareto πίνακα Infected (πίνακας Pareto_Infected) και επιλογή
    με τυχαίο τρόπο του Infected (best, :)
Υπολογισμός κόστους πίνακα Pareto_Infected (πίνακας
    Pareto_kostos_inf)
Carriers(i,:) = Pareto_Infected (best, :)
kostos(i,:) = Pareto_kostos_inf (best,:)
if (kostos(i,j) <= veltisto_kostos(i,j)) για κάθε j do
    P(i,:) = Carriers(i,:)
    veltisto_kostos(i,:) = kostos(i,:)
endif
endfor
Εύρεση νέων πινάκων Pareto_P και Pareto_kostos
enddo
Επιστροφή πίνακα P
Εφαρμογή αλγόριθμου φυσαλίδας για ταξινόμηση του πίνακα Pareto_kostos κατά
    αύξουσα σειρά
Σχεδιασμός διαγραμμάτων Pareto μετώπου
Υπολογισμός απόδοσης για πίνακες Pareto_kostos

```

Παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα όλων των συνδυασμών καθώς επίσης και τα καλύτερα διαγράμματα από συνδυασμό δύο, τριών, τεσσάρων και πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων που προέκυψαν εκτελώντας τα προγράμματα στη MATLAB.

Τα αποτελέσματα του συνδυασμού δύο αντικειμενικών συναρτήσεων παρουσιάζονται παρακάτω:

Συνδυασμοί kro	w	Mk
A-B	10	272,2029
A-C	10	325,8305
A-D	8	254,8359
A-E	10	306,8386
B-C	9	317,9113
B-D	10	310,6135
B-E	9	293,5653
C-D	13	259,6127
C-E	9	289,8814
D-E	9	278,6781

Πίνακας 37. Αποτελέσματα συνδυασμού δύο αντικειμενικών συναρτήσεων.

Όπως μπορεί κανείς να παρατηρήσει από τον πίνακα 36 οι πέντε καλύτεροι συνδυασμοί με τον μεγαλύτερο αριθμό λύσεων στο Pareto μέτωπο είναι: ο kroC-kroD (13 λύσεις), ο kroB-kroD (10 λύσεις), ο kroA-kroB (10 λύσεις), ο kroA-kroC (10

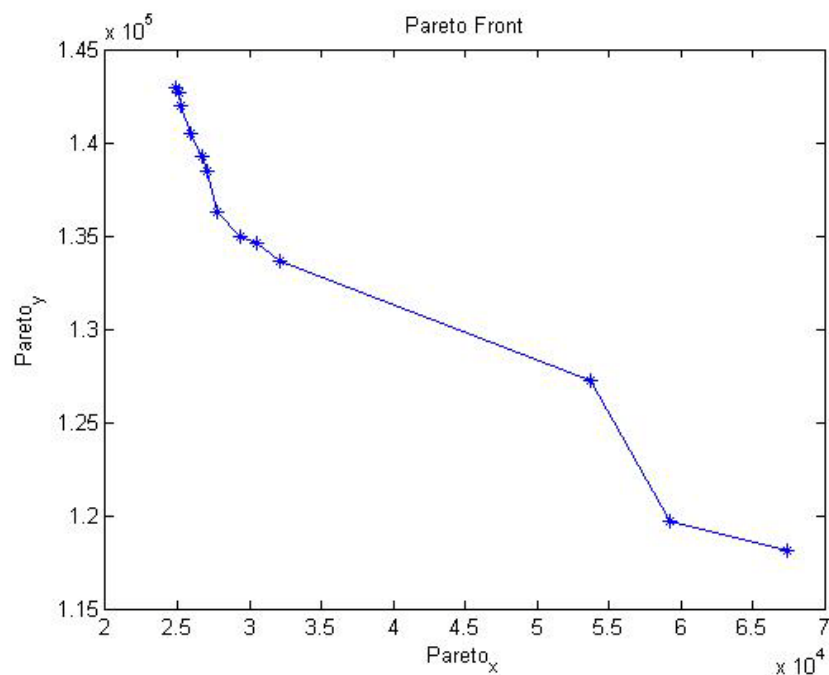
λύσεις) και ο kroA-kroE (10 λύσεις). Οι τρεις συνδυασμοί που έδωσαν τις καλύτερες αποδόσεις όσον αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους Mk είναι: ο kroA-kroC (325.8305), ο kroB-kroC (317.9113) και ο kroB-kroD (310.6135).

Καλύτερα διαγράμματα από συνδυασμό δύο αντικειμενικών συναρτήσεων

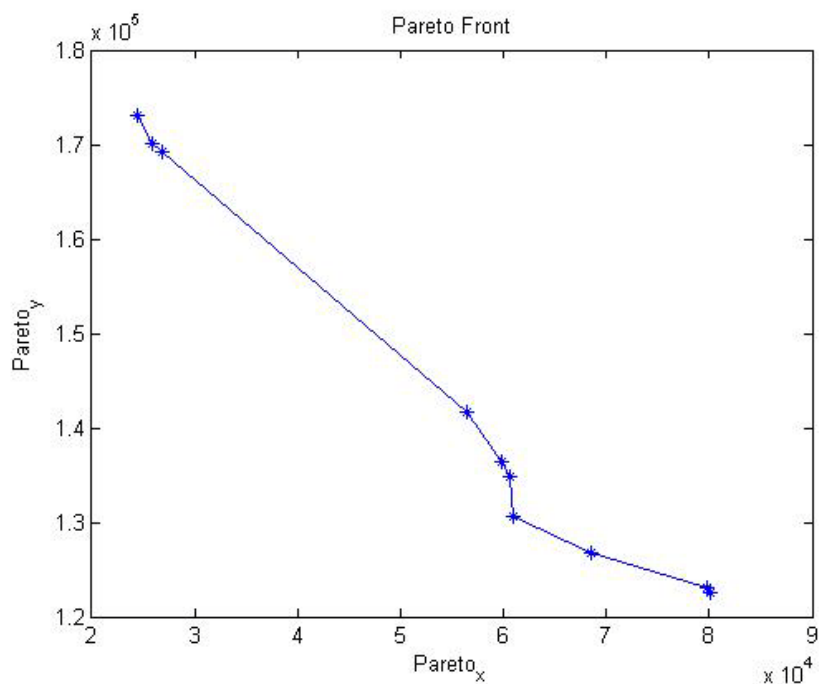
Τα κριτήρια με βάση τα οποία επιλέξαμε τα καλύτερα διαγράμματα είναι τα εξής:

- ✓ αριθμός σημείων στο διάγραμμα
- ✓ διασπορά των σημείων
- ✓ καμπυλότητα (κυρτότητα) της καμπύλης

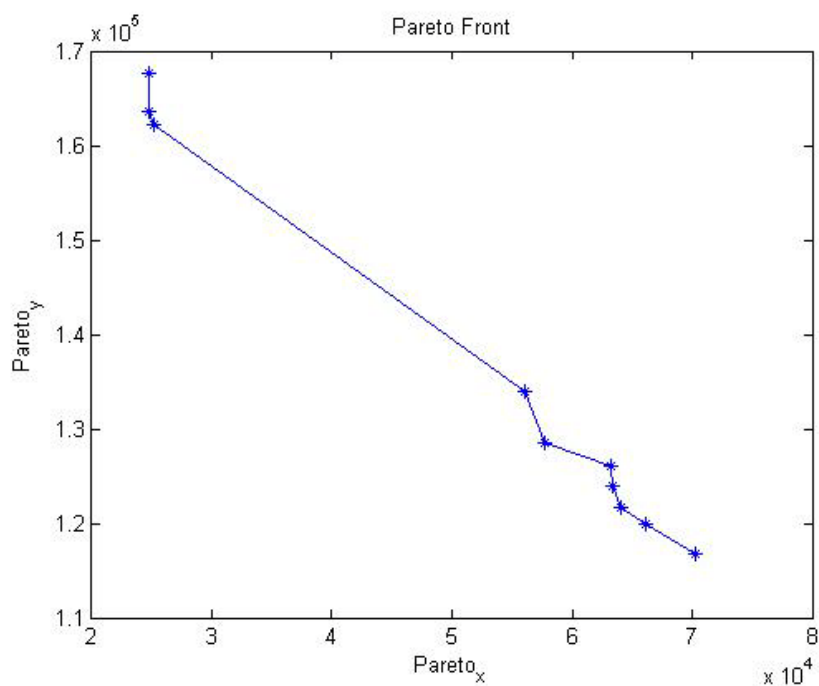
Τα καλύτερα διαγράμματα παρουσιάζονται στη συνέχεια:



Διάγραμμα 28. Συνδυασμός kroC-kroD του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



Διάγραμμα 29. Συνδυασμός kroA-kroC του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



Διάγραμμα 30. Συνδυασμός kroB-kroD του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.

Τα αποτελέσματα του συνδυασμού τριών αντικειμενικών συναρτήσεων παρουσιάζονται παρακάτω:

Συνδυασμοί kro	w	Mk
A-B-C	12	423,0742
A-B-D	18	344,7071
A-B-E	14	357,5624
A-C-D	24	345,1109
A-C-E	19	369,9251
A-D-E	16	358,5725
B-C-D	21	356,9168
B-C-E	19	371,6014
B-D-E	16	369,8401
C-D-E	22	348,1499

Πίνακας 38. Αποτελέσματα συνδυασμού τριών αντικειμενικών συναρτήσεων.

Λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα του πίνακα 36 οι τρεις καλύτεροι συνδυασμοί με τον μεγαλύτερο αριθμό λύσεων στο Pareto μέτωπο είναι: ο kroA-kroC-kroD (24 λύσεις), ο kroC-kroD-kroE (22 λύσεις) και ο kroB-kroC-kroD (21 λύσεις). Οι συνδυασμοί που έδωσαν τις καλύτερες αποδόσεις όσων αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους Mk είναι: ο kroA-kroB-kroC (423.0742), ο kroB-kroC-kroE (371.6014) και ο kroA-kroC-kroE (369.9251).

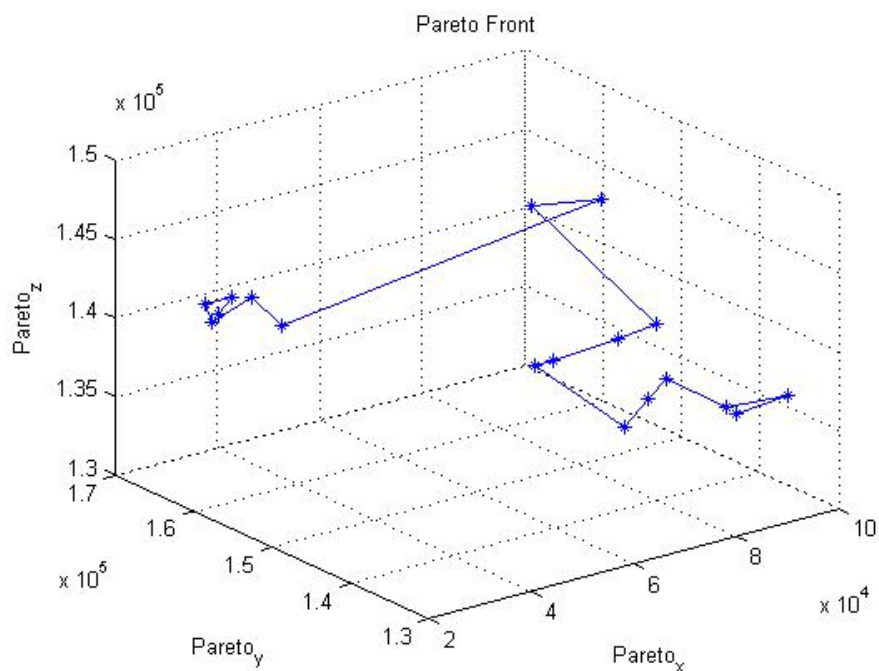
Καλύτερα διαγράμματα από συνδυασμό τριών αντικειμενικών συναρτήσεων

Τα κριτήρια με βάση τα οποία επιλέξαμε τα καλύτερα διαγράμματα είναι τα εξής:

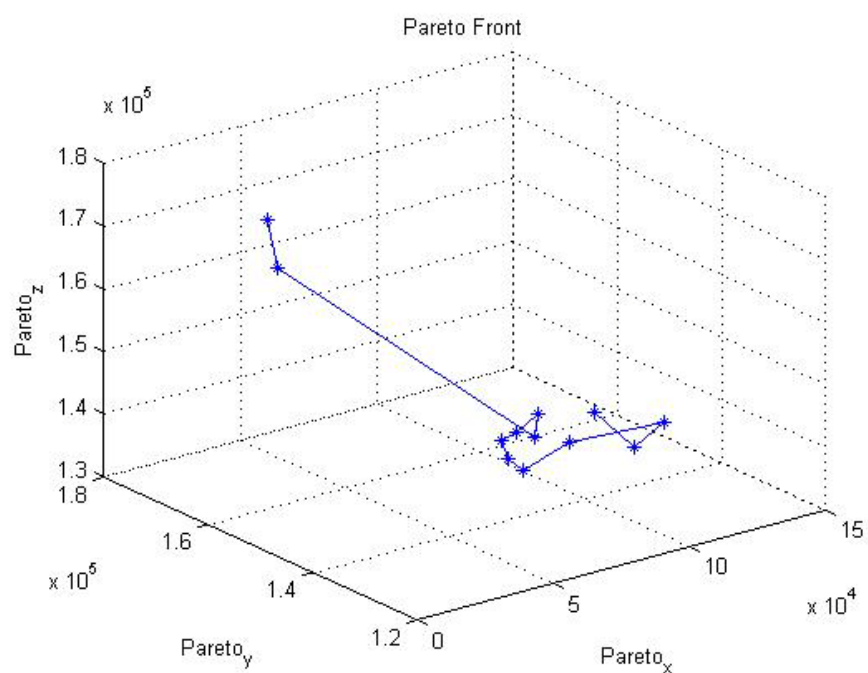
- ✓ αριθμός σημείων στο διάγραμμα
- ✓ διασπορά των σημείων
- ✓ καμπυλότητα (κυρτότητα) της καμπύλης

Παρόλα αυτά η παρατήρηση των παραπάνω χαρακτηριστικών είναι αρκετά δύσκολη σε ένα τρισδιάστατο διάγραμμα.

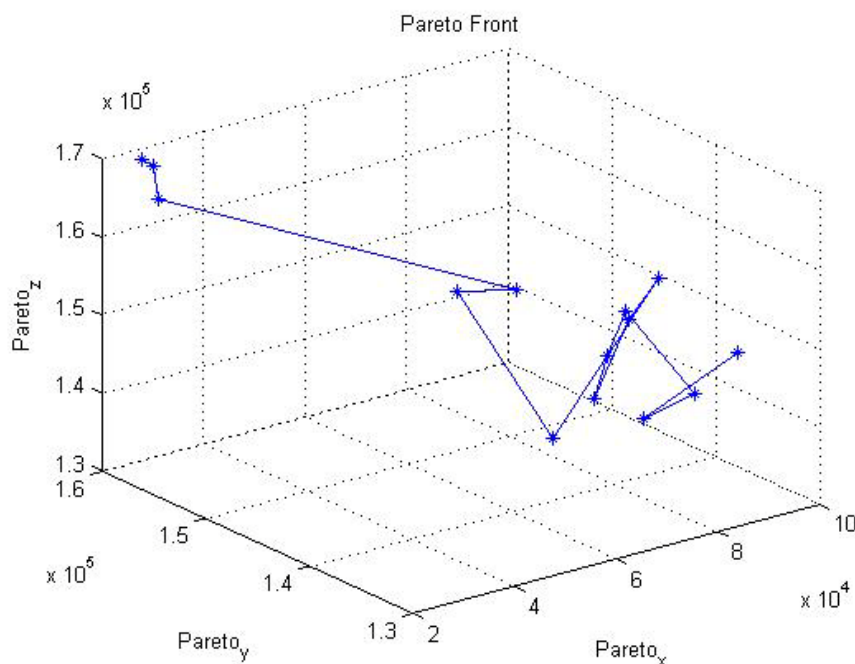
Τα καλύτερα διαγράμματα παρουσιάζονται στη συνέχεια:



Διάγραμμα 31. Συνδυασμός kroA-kroB-kroD του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



Διάγραμμα 32. Συνδυασμός kroA-kroB-kroC του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



Διάγραμμα 33. Συνδυασμός kroA-kroB-kroE του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.

Τα αποτελέσματα του συνδυασμού τεσσάρων αντικειμενικών συναρτήσεων παρουσιάζονται παρακάτω:

Συνδυασμοί kro	w	Mk
A-B-C-D	13	474,8936
A-B-C-E	19	496,4799
A-B-D-E	18	393,2082
A-C-D-E	21	420,6677
B-C-D-E	24	459,1125

Πίνακας 39. Αποτελέσματα συνδυασμού τεσσάρων αντικειμενικών συναρτήσεων.

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα του πίνακα 37 οι δύο καλύτεροι συνδυασμοί με τον μεγαλύτερο αριθμό λύσεων στο Pareto μέτωπο είναι: ο kroB-kroC-kroD-kroE (24 λύσεις) και ο kroA-kroC-kroD-kroE (21 λύσεις). Οι συνδυασμοί που έδωσαν τις καλύτερες αποδόσεις όσον αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους Mk είναι: ο kroA-kroB-kroC-kroE (496.4799) και ο kroA-kroB-kroC-kroD (474.8936).

Τα αποτελέσματα του συνδυασμού πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων παρουσιάζονται παρακάτω:

Συνδυασμοί kro	w	Mk
A-B-C-D-E	31	518,113

Πίνακας 40. Αποτελέσματα συνδυασμού πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

Τέλος παρατηρούμε ότι για τον συνδυασμό των πέντε αντικειμενικών οι λύσεις του Pareto μετώπου ανέρχονται στις 31 με απόδοση κόστους Mk ίση με 518.113.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6.1 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΩΝ ΤΡΙΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Για να γίνει η σύγκριση μεταξύ των τριών αλγορίθμων παρακάτω παρατίθενται τα αποτελέσματα για όλους τους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων και για τους τρεις αλγόριθμους στους παρακάτω συγκεντρωτικούς πίνακες.

Μέθοδος										
	Εξέλιξη Ιού Γρίπης		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 2 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B	10	272,2029	4	348,6548	9	363,3594	4	360,2046	2	333,0224
A-C	10	325,8305	6	388,0560	7	402,1784	6	381,8049	5	402,6900
A-D	8	254,8359	8	333,1878	6	312,9049	4	289,0979	5	388,5873
A-E	10	306,8386	5	425,2669	6	362,8278	9	393,1715	4	384,3312
B-C	9	317,9113	4	397,1808	5	382,3572	4	359,5147	8	402,6960
B-D	10	310,6135	8	405,9138	4	374,0557	6	373,7342	7	410,5412
B-E	9	293,5653	7	358,2546	3	385,3117	6	362,6772	3	382,7802
C-D	13	259,6127	4	368,4143	4	353,6629	4	396,5032	2	392,6577
C-E	9	289,8814	4	360,5648	4	348,8038	9	398,7766	3	391,8747
D-E	9	278,6781	9	382,6620	6	389,6072	9	371,9915	5	385,9500

Πίνακας 41. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς δύο αντικειμενικών συναρτήσεων.

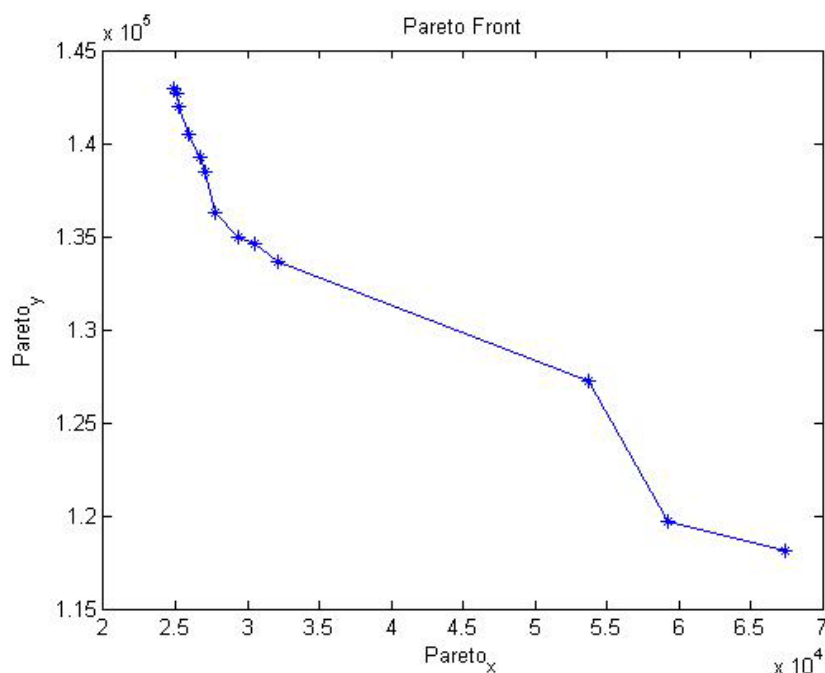
Από τον προηγούμενο πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τριών αλγορίθμων μεταξύ τους:

- Όσο αφορά τον αριθμό των βέλτιστων λύσεων (w) διαπιστώνουμε πως ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης υπερέχει σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους. Μόνο στους συνδυασμούς αντικειμενικών kroA-kroD και kroD-kroE ο αριθμός βέλτιστων λύσεων της μεθόδου 1 του αλγόριθμου Particle Swarm Optimization (PSO) κατάφερε να ισοβαθμίσει με την αντίστοιχη μεταβλητή της μεθόδου καθώς και στο συνδυασμό kroC-kroE συνέβη το ίδιο για τη μέθοδο 3 του αλγόριθμου Particle Swarm Optimization (PSO).
- Όσο αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους μπορούμε να διαπιστώσουμε πως σε όλους τους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων προκύπτει μικρότερο στον αλγόριθμο Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης σε σχέση με τους

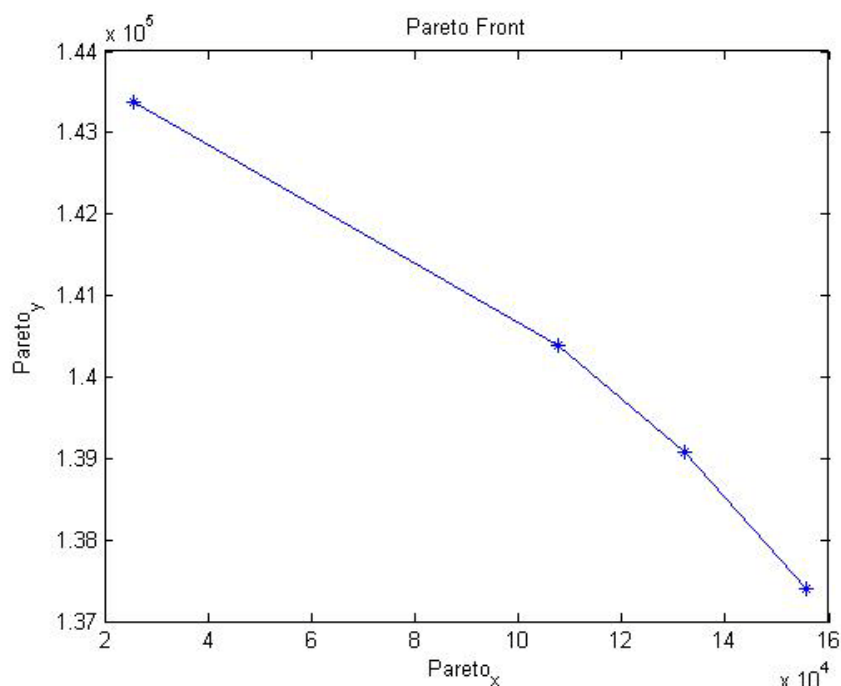
άλλους δύο αλγόριθμους. Το χαμηλό μέτρο απόδοσης κόστους οφείλεται στο γεγονός ότι όλα τα διαγράμματα δεν εκτείνονται αρκετά ως προς κάθε διάστασή τους όσο τα διαγράμματα των άλλων δύο αλγορίθμων.

Παρακάτω παρατίθενται οι γραφικές απεικονίσεις για συνδυασμούς δύο αντικειμενικών συναρτήσεων και για τους τρεις αλγόριθμους.

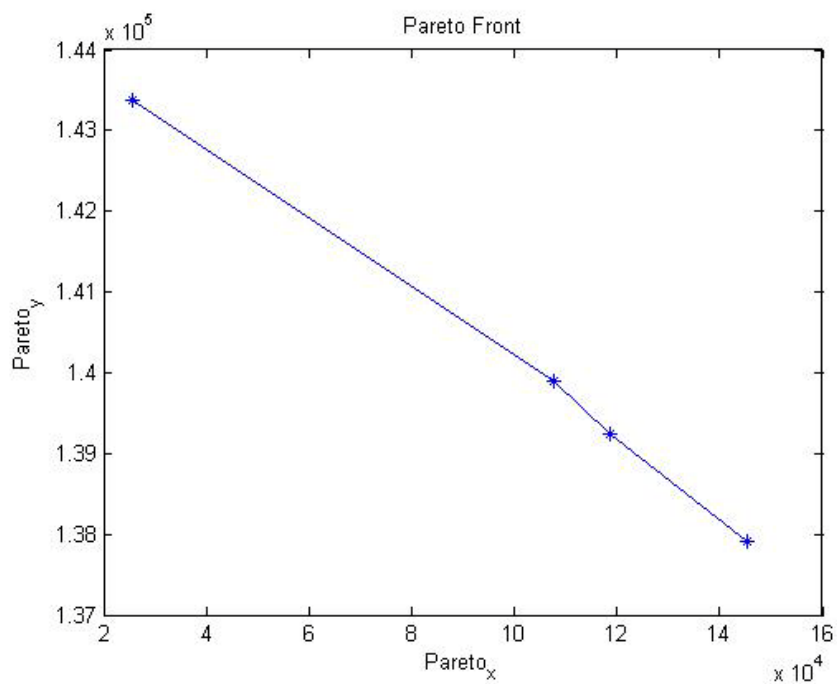
Συνδυασμός kroC-kroD



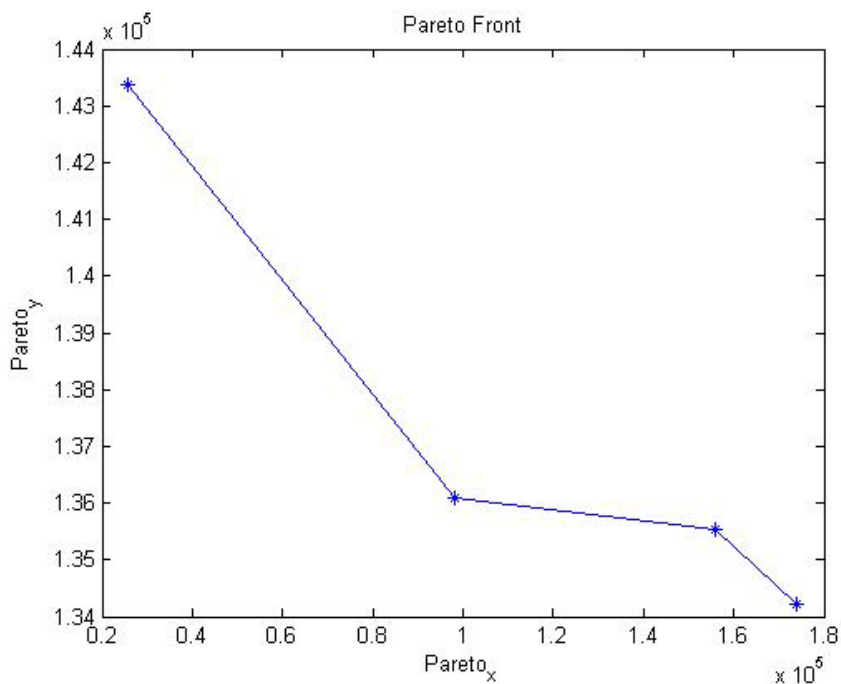
Διάγραμμα 34. Συνδυασμός kroC-kroD του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



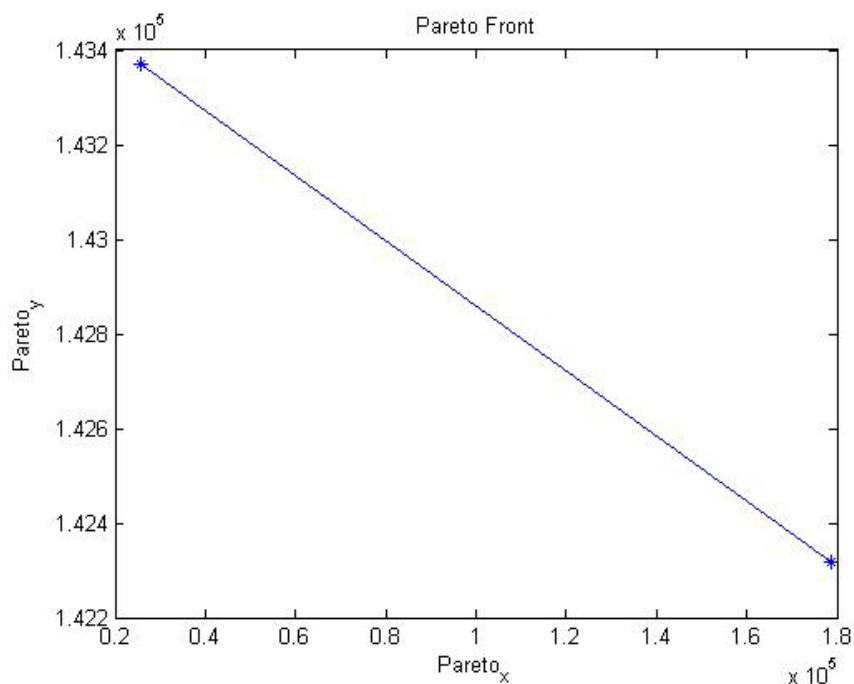
Διάγραμμα 35. Συνδυασμός kroC-kroD για αλγόριθμο PSO μέθοδο 1.



Διάγραμμα 36. Συνδυασμός kroC-kroD για αλγόριθμο PSO μέθοδο 2.



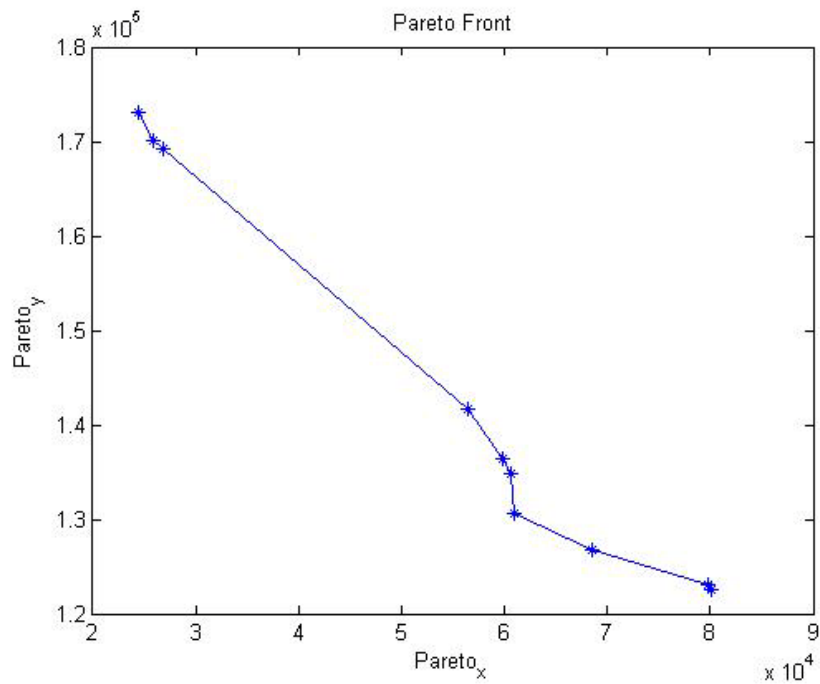
Διάγραμμα 37. Συνδυασμός kroC-kroD για αλγόριθμο PSO μέθοδο 3.



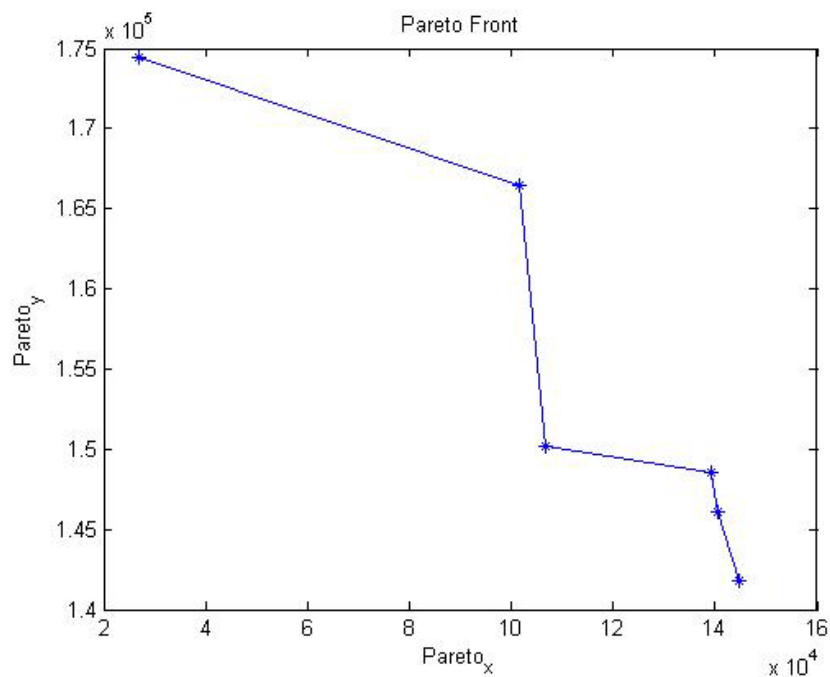
Διάγραμμα 38. Συνδυασμός kroC-kroD για αλγόριθμο NSGA-II.

Στο συγκεκριμένο συνδυασμό προκύπτει ότι ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης παρουσιάζει καλύτερο διάγραμμα σε σύγκριση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων. Ο αριθμός των βέλτιστων αντισωμάτων είναι πολύ μεγαλύτερος (10), η καμπυλότητα του διαγράμματος είναι πολύ καλύτερη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα του χώρου λύσεων και η διασπορά των σημείων πάνω στη καμπύλη είναι πολύ μεγάλη σε σχέση με τη διασπορά των σημείων στα άλλα διαγράμματα.

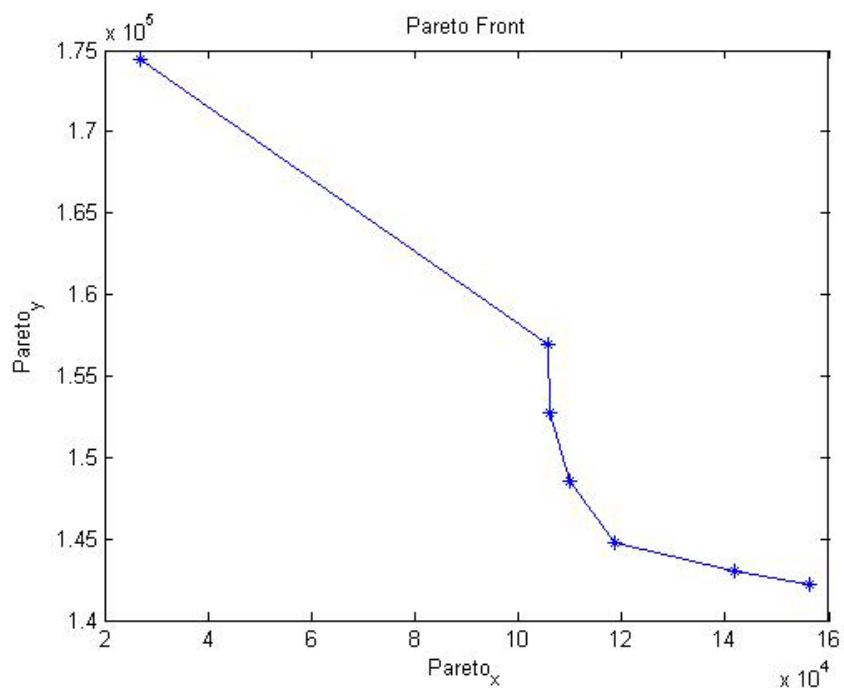
Συνδυασμός kroA-kroC



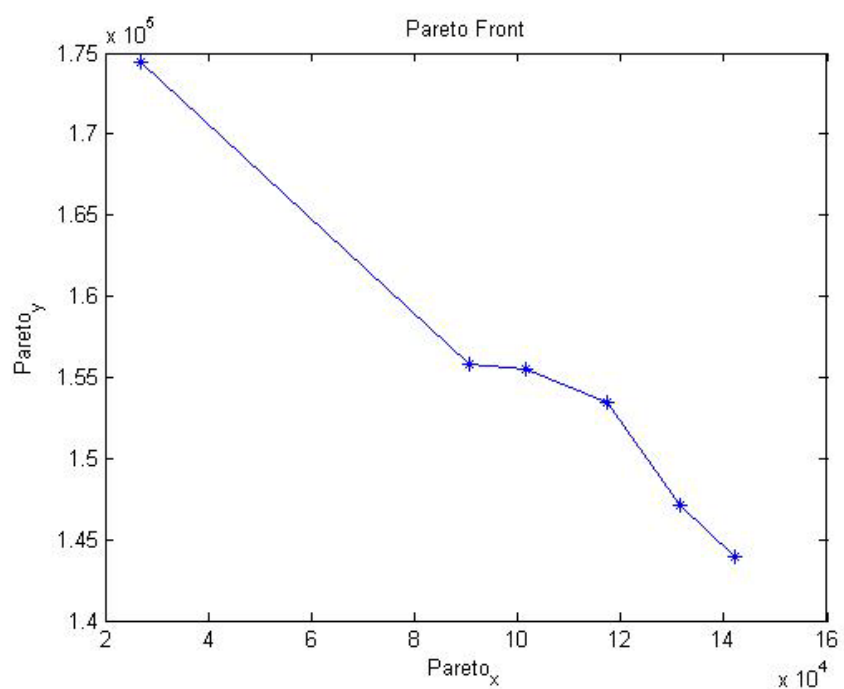
Διάγραμμα 39. Συνδυασμός kroA-kroC του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



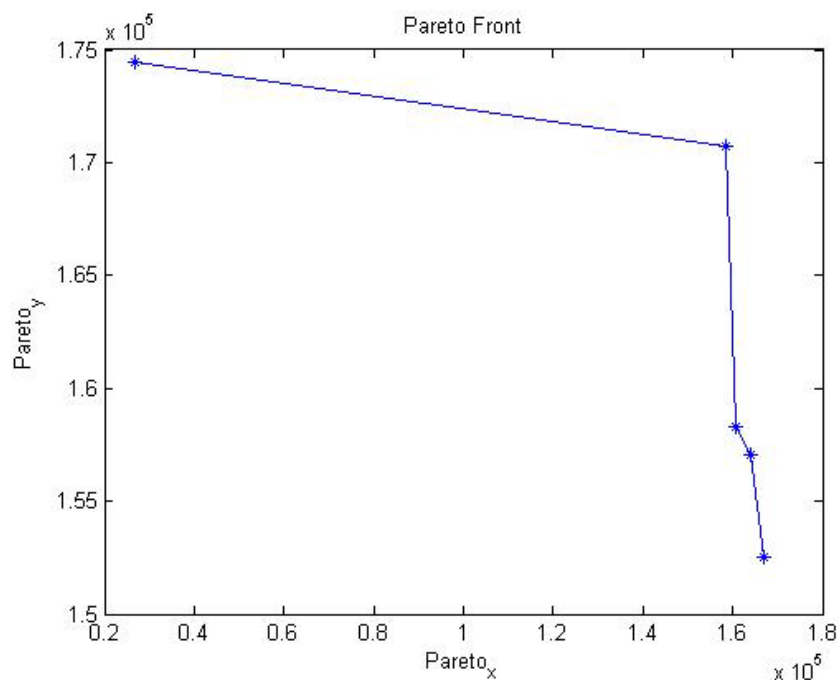
Διάγραμμα 40. Συνδυασμός kroA-kroC για αλγόριθμο PSO μέθοδο 1.



Διάγραμμα 41. Συνδυασμός kroA-kroC για αλγόριθμο PSO μέθοδο 2.



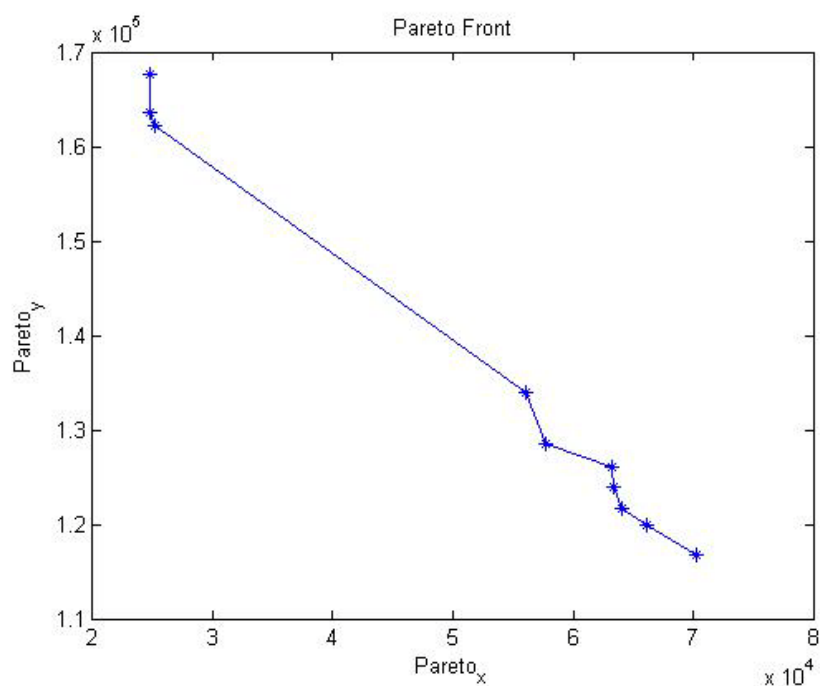
Διάγραμμα 42. Συνδυασμός kroA-kroC για αλγόριθμο PSO μέθοδο 3.



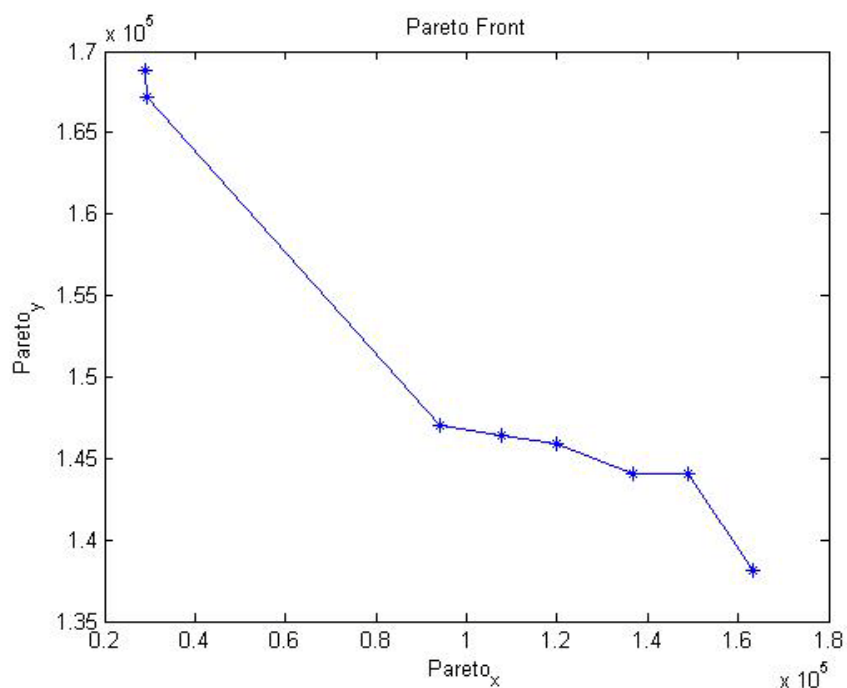
Διάγραμμα 43. Συνδυασμός kroA-kroC για αλγόριθμο NSGA-II.

Στο συγκεκριμένο συνδυασμό προκύπτει ότι ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης παρουσιάζει καλύτερο διάγραμμα σε σύγκριση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων. Ο αριθμός των βέλτιστων αντισωμάτων είναι πολύ μεγαλύτερος (10), η καμπυλότητα του διαγράμματος είναι πολύ καλύτερη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα του χώρου λύσεων και η διασπορά των σημείων πάνω στη καμπύλη είναι πολύ μεγάλη σε σχέση με τη διασπορά των σημείων στα άλλα διαγράμματα.

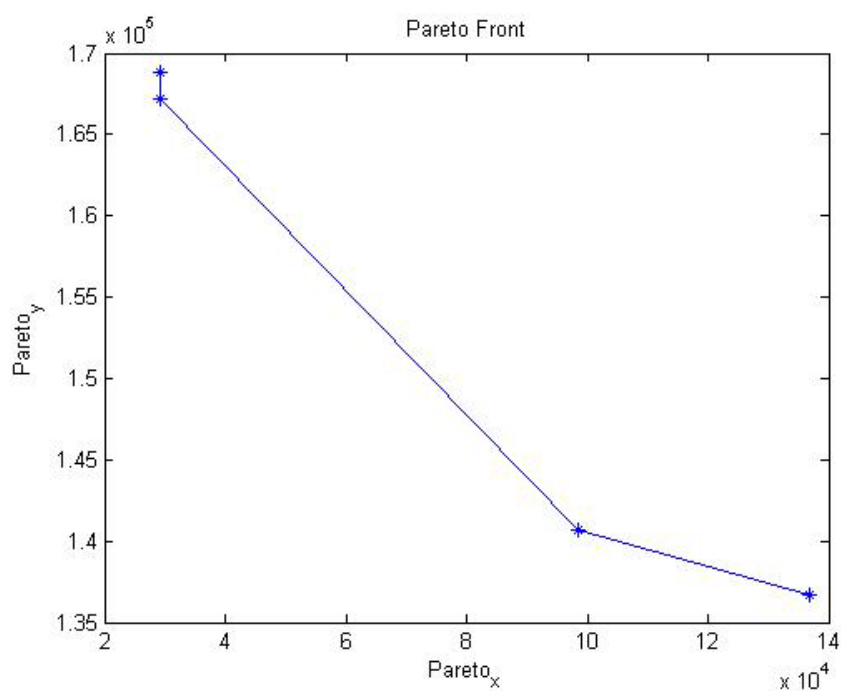
Συνδυασμός kroB-kroD



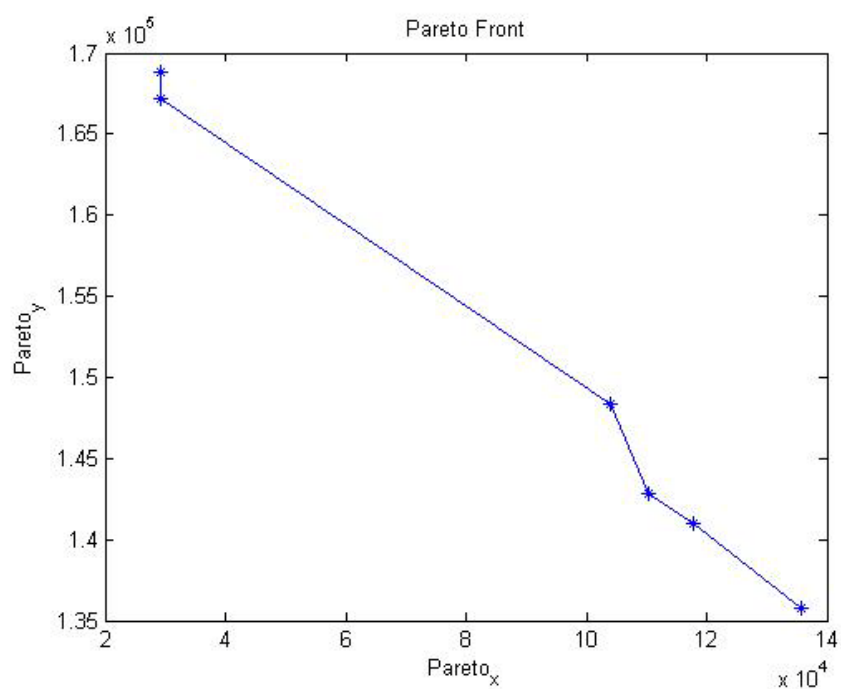
Διάγραμμα 44. Συνδυασμός kroB-kroD του αλγορίθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης.



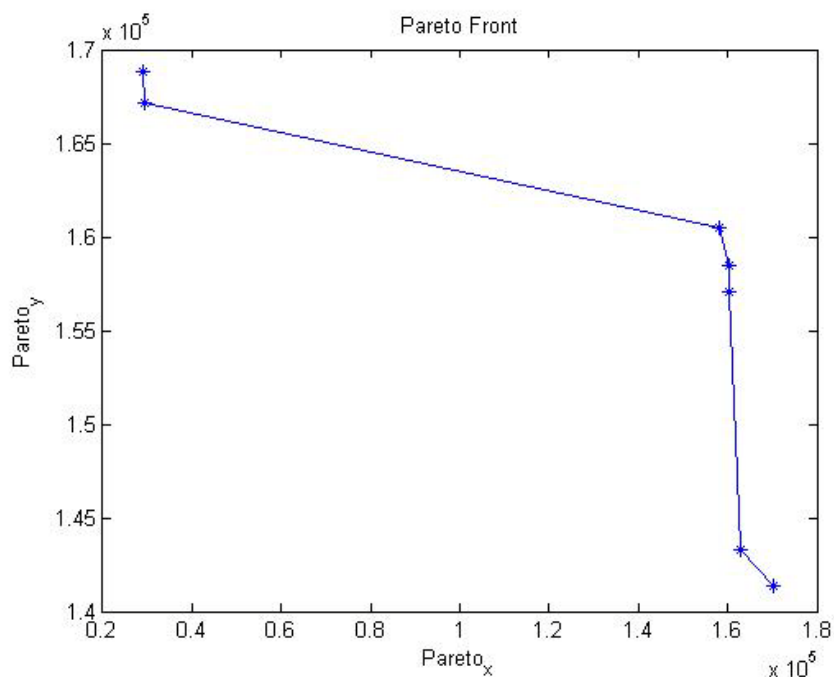
Διάγραμμα 45. Συνδυασμός kroB-kroD για αλγόριθμο PSO μέθοδο 1.



Διάγραμμα 46. Συνδυασμός kroB-kroD για αλγόριθμο PSO μέθοδο 2.



Διάγραμμα 47. Συνδυασμός kroB-kroD για αλγόριθμο PSO μέθοδο 3.



Διάγραμμα 48. Συνδυασμός kroB-kroD για αλγόριθμο NSGA-II.

Στο συγκεκριμένο συνδυασμό προκύπτει ότι ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης παρουσιάζει καλύτερο διάγραμμα σε σύγκριση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων. Ο αριθμός των βέλτιστων αντισωμάτων είναι ο μεγαλύτερος (10), η καμπυλότητα του διαγράμματος είναι πολύ καλύτερη και καλύπτει ένα ευρύ φάσμα του χώρου λύσεων και η διασπορά των σημείων πάνω στη καμπύλη είναι μεγάλη σε σχέση με τη διασπορά των σημείων στα άλλα διαγράμματα.

Μέθοδος										
	Εξέλιξη Ιού Γρίπης		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 3 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B-C	12	423,0742	14	428,8701	18	450,6896	17	456,9208	7	446,2135
A-B-D	18	344,7071	9	372,8500	19	443,5024	17	414,6340	4	390,3854
A-B-E	14	357,5624	15	423,0436	17	430,3485	13	434,3957	15	484,8048
A-C-D	24	345,1109	17	434,8768	15	439,9385	12	432,7229	10	446,0371
A-C-E	19	369,9251	11	450,4777	10	422,0964	14	459,6869	13	458,9854
A-D-E	16	358,5725	14	447,2412	12	422,5827	6	376,5524	15	463,4097
B-C-D	21	356,9168	11	441,1742	14	433,5403	17	431,3506	19	464,7986
B-C-E	19	371,6014	12	418,1404	12	453,8287	17	453,2650	13	468,5742
B-D-E	16	369,8401	16	424,6554	14	444,3363	17	436,4284	20	462,8306
C-D-E	22	348,1499	16	446,9029	12	426,8000	7	417,1574	17	448,4641

Πίνακας 42. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς τριών αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον προηγούμενο πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τριών αλγόριθμων μεταξύ τους:

- Όσο αφορά τον αριθμό των βέλτιστων λύσεων (w) διαπιστώνουμε πως ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης υπερέχει σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους σε έξι από τους δέκα συνδυασμούς.
- Όσο αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους (Mk) καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης σε σχέση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγόριθμους έχει μικρότερα μέτρα απόδοσης κόστους σε όλους τους συνδυασμούς.

**Επίλυση του προβλήματος Πλανόδιου πωλητή με πολλαπλές αντικειμενικές συναρτήσεις
με χρήση του Αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων**

Μέθοδος										
	Εξέλιξη Ιού Γρίπης		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 4 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B-C-D	13	474,8936	21	494,5034	26	461,7434	24	488,6671	13	484,0148
A-B-C-E	19	496,4799	21	480,3259	17	493,3638	19	489,3415	21	511,8110
A-B-D-E	18	393,2082	12	464,1168	29	482,1794	17	449,6575	22	498,4497
A-C-D-E	21	420,6677	25	485,0773	22	488,0469	22	496,3721	26	509,3881
B-C-D-E	24	459,1125	16	470,7547	24	475,2375	24	505,3167	22	509,1771

Πίνακας 43. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς τεσσάρων αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον προηγούμενο πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τριών αλγόριθμων μεταξύ τους:

- Όσο αφορά τον αριθμό των βέλτιστων λύσεων (w) διαπιστώνουμε πως ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης υπερέχει σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους σε ένα μόνο συνδυασμό, στο συνδυασμό kroB-kroC-kroD-kroE.
- Όσο αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους (Mk) παρατηρούμε πως στους τρεις τελευταίους συνδυασμούς, για τον αλγόριθμο Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης είναι μικρότερο σε σχέση με τα αντίστοιχα των άλλων δύο αλγορίθμων.

Μέθοδος										
	Εξέλιξη Ιού Γρίπης		PSO						NSGA-II	
			Μέθοδος 1		Μέθοδος 2		Μέθοδος 3			
Συνδυασμοί 5 αντικειμενικών (kro)	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk	w	Mk
A-B-C-D-E	31	518,113	24	500,5018	33	540,8328	34	518,6546	27	525,8698

Πίνακας 44. Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων για συνδυασμούς πέντε αντικειμενικών συναρτήσεων.

Από τον παραπάνω πίνακα μπορούμε να καταλήξουμε στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης έχει τον τρίτο μεγαλύτερο αριθμό των βέλτιστων λύσεων σε σύγκριση με τους άλλους δύο αλγορίθμους. Αντίθετα το μέτρο απόδοσης κόστους του αλγόριθμου Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης είναι το δεύτερο μικρότερο σε σχέση με αντίστοιχα των υπόλοιπων αλγορίθμων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Συμπεράσματα

Στη συγκεκριμένη μεταπτυχιακή διατριβή σκοπός ήταν η επίλυση του πολυαντικειμενικού προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με τη χρήση του αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων (Clonal Selection Algorithm). Τα παραδείγματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν πέντε σε αριθμό (kroA, kroB, kroC, kroD, kroE) και αποτελούνταν από 100 κόμβους το καθένα. Τα παραδείγματα αυτά συνδυάστηκαν ανά δύο, τρία, τέσσερα και πέντε για να προκύψουν τα τελικά αποτελέσματα. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για να συγκρίνουμε την απόδοση των αποτελεσμάτων του αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων ήταν: ο αλγόριθμος Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization-PSO) και ο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης Γενετικός Αλγόριθμος II (NSGA-II).

Τα συμπεράσματα που προέκυψαν ήταν τα ακόλουθα:

- ✓ Για τους περισσότερους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων τα αποτελέσματα που προέκυψαν στον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων ήταν συγκριτικά καλύτερα όσον αφορά τον αριθμό βέλτιστων λύσεων (w) (μεγαλύτερος) σε σχέση με τα αποτελέσματα των αλγόριθμων PSO και NSGA-II.
- ✓ Όσον αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους M_k , στην πλειοψηφία των συνδυασμών για τον αλγόριθμο Επιλογής Κλώνων προέκυψε μικρότερο σε σύγκριση με τους αντίστοιχους συνδυασμούς των άλλων δύο αλγόριθμών.
- ✓ Όσον αφορά τη κυρτότητα των διαγραμμάτων, στους περισσότερους συνδυασμούς του αλγόριθμου Επιλογής Κλώνων προέκυψε πιο ομαλή σε σύγκριση με τη μορφή της καμπύλης των διαγραμμάτων των άλλων δύο αλγόριθμών.

Επίσης έγινε η παρουσίαση ενός νέου αλγόριθμου με το όνομα Αλγόριθμος Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για την επίλυση του απλού προβλήματος, του πολυαντικειμενικού προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή και πραγματοποιήθηκε σύγκριση των αποτελεσμάτων του με αυτά των αλγόριθμων Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων (Particle Swarm Optimization-PSO) και ο Μη Κυριαρχούμενης Ταξινόμησης Γενετικός Αλγόριθμος II (NSGA-II).

Τα συμπεράσματα που προέκυψαν ήταν τα ακόλουθα:

- ✓ Για τους περισσότερους συνδυασμούς αντικειμενικών συναρτήσεων τα αποτελέσματα που προέκυψαν στον αλγόριθμο Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης ήταν συγκριτικά καλύτερα όσον αφορά τον αριθμό βέλτιστων λύσεων (w) (μεγαλύτερος) σε σχέση με τα αποτελέσματα των αλγόριθμων PSO και NSGA-II.
- ✓ Όσον αφορά το μέτρο απόδοσης κόστους M_k , στην πλειοψηφία των συνδυασμών για τον αλγόριθμο Εξέλιξης του Ιού της Γρίπης προέκυψε

μικρότερο σε σύγκριση με τους αντίστοιχους συνδυασμούς των άλλων δύο αλγόριθμων.

- ✓ Όσον αφορά το απλό πρόβλημα του Πλανόδιου Πωλητή τα αποτελέσματα που προέκυψαν για έξι διαφορετικά παραδείγματα παρουσίασαν κόστη με απόκλιση ως και 2% σε σύγκριση με το βέλτιστο κόστος.

Βιβλιογραφία

1. Βιβλίο Ιωάννη Μαρινάκη / Αθανάσιου Μυγδαλά «Σχεδιασμός και Βελτιστοποίηση της Εφοδιαστικής Αλυσίδας», Εκδόσεις σοφία, Θεσσαλονίκη 2008
2. Βιβλίο Ιωάννη Μαρινάκη, Μαγδαληνής Μαρινάκη, Νικόλαου Φ. Ματσατσίνη και Κωνσταντίνου Ζοπουνίδη «Μεθευρετικοί και Εξελικτικοί Αλγόριθμοι σε Προβλήματα Διοικητικής Επιστήμης», Εκδόσεις Κλειδάριθμος, 2011
3. Βιβλίο Βιολογίας Θετικής Κατεύθυνσης Γ Τάξης Ενιαίου Λυκείου
4. Σημειώσεις Αθανάσιου Μυγδαλά «Θεωρία Παιγνίων και Προγραμματισμός Ισορροπίας»
5. Διπλωματική Εργασία Δελήμπασης Ελένης «Επίλυση του προβλήματος του Πλανόδιου Πωλητή με Πολλαπλές Αντικειμενικές Συναρτήσεις με χρήση του Αλγόριθμου Βελτιστοποίησης Σμήνους Σωματιδίων», 2011
6. Διδακτορική Διατριβή Κωνσταντίνου Ε. Παρσόπουλου «Αλγόριθμοι Υπολογιστικής Νοημοσύνης για Αριθμητική Βελτιστοποίηση», Νοέμβριος 2004
7. Διδακτορική Διατριβή Χρυσούλας Α. Παπαγιάννη «Αποδοτικοί αλγόριθμοι σχεδίασης δικτύων επικοινωνιών με έμφαση στην ποιότητα υπηρεσίας», Αθήνα, Μάιος 2009
8. Επιστημονικό άρθρο Andrez Jaskiewicz, Piotr Zielniewicz « Pareto memetic algorithm with path relinking for bi-objective traveling salesperson problem», European Journal Of Operational Research, 10 Νοεμβρίου 2006
9. Επιστημονικό άρθρο Eckart Zitzler, Kalyanmoy Deb, Lothar Thiele « Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results, Journal Evolutionary Computation, Ιούνιο 2000
10. Επιστημονικό άρθρο Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, και T. Meyarivan « A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II», IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, VOL. 6, NO. 2, APRIL 2002
11. <http://www.paidiatros.gr/index.php?cid=1&id=319&st=2>
12. <http://en.wikipedia.org/wiki/Influenza>

13. <http://kkeram1441.wordpress.com/2009/07/21/%CE%B9%CE%BF%CE%B9-%CF%84%CE%B7%CF%83-%CE%B3%CF%81%CE%B9%CF%80%CE%B7%CF%83/>
14. <http://www.virology.ws/2009/05/08/influenza-viral-rna-synthesis/>
15. <http://users.sch.gr/iouflemo/virus.htm>
16. <http://www.easypedia.gr/el/articles/%CE%B9/%CF%8C/%CF%82/%CE%99%CF%8C%CF%82.html>
17. <http://www.news-medical.net/health/Virus-Microbiology-%28Greek%29.aspx>
18. http://farmakotrimmata.blogspot.com/2009_01_01_archive.html
19. <http://www.mondial-assistance.gr/gr/individuals/avianflu.htm>
20. <http://www.gr.european-lung-foundation.org/8363--.htm>
21. http://www.nsph.gr/files/Filemanager/gripi_files/Vatopoulos.pdf